

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

EXTRACTION AUTOMATIQUE DE MESURES SUR DIFFÉRENTES POSTURES DE
MANNEQUINS 3D DE LA BASE CAESAR

JEAN-BAPTISTE DJIRE

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES
(GÉNIE INDUSTRIEL)

DÉCEMBRE 2016

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

EXTRACTION AUTOMATIQUE DE MESURES SUR DIFFÉRENTES POSTURES DE
MANNEQUINS 3D DE LA BASE CAESAR

présenté par : DJIRE Jean-Baptiste

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès sciences appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. CHINNIAH Yuvin, Ph. D., président

M. IMBEAU Daniel, Ph. D., membre et directeur de recherche

M. DUBÉ Philippe-Antoine, Ph. D., membre

REMERCIEMENTS

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de recherche, le professeur Daniel Imbeau. Grâce à ses cours, son expertise et ses conseils j'ai pu découvrir les différentes facettes de l'ergonomie et me rendre compte à quel point il est important lors de la conception d'un produit, d'une chaîne de montage, d'une tâche de travail de prendre en compte les capacités de l'être humain et ses caractéristiques. Grâce à sa confiance et son support j'ai eu la liberté et les moyens d'essayer et de tester mes idées. Cela m'a aussi permis d'être un étudiant athlète pendant un an au sein des Carabins de l'université de Montréal.

Mes remerciements vont également aux membres de mon jury, les professeurs Yuvin Chinniah et Philippe-Antoine Dubé qui ont accepté d'évaluer mon mémoire.

Enfin, je tiens à remercier ma famille et particulièrement ma mère. Leurs supports et encouragements m'ont permis de venir étudier pendant deux ans au Canada et de compléter ma maîtrise.

RÉSUMÉ

Les caractéristiques du corps humain sont des éléments essentiels lors de la conception de postes de travail sécuritaires et efficaces. Parmi ces caractéristiques, l'anthropométrie, c'est-à-dire l'étude des dimensions corporelles, des travailleurs constitue l'information de base pour adapter le poste de travail aux opérateurs. Pour les aider dans le dimensionnement de postes de travail, les concepteurs ont à leur disposition des normes, notamment la norme ISO 14738. Cette norme internationale fournit des recommandations de dimensions de l'environnement de travail qui sont calculées à partir de données anthropométriques européennes. Il est possible d'utiliser cette norme quelle que soit la région du monde à condition d'avoir à disposition les données anthropométriques de la population de travailleurs que l'on cible.

Obtenir les données anthropométriques d'une population est un processus long et coûteux car un expert en anthropométrie doit mesurer manuellement les dimensions de chaque sujet. Le nombre de dimensions et de sujets mesurés est donc limité. Grâce au scanner 3D le temps d'obtention des dimensions anthropométriques peut être fortement réduit. La base de données CAESAR est une étude anthropométrique internationale qui combine mesures traditionnelles et scannage 3D des sujets. Le problème associé à l'utilisation de scan 3D réside dans la difficulté pour localiser des repères anatomiques sur les scans.

Dans ce mémoire nous proposons une méthode qui permet d'extraire automatiquement des dimensions corporelles des scans de la base de données CAESAR. Les dimensions extraites sont des mesures anthropométriques utilisées dans la norme ISO 14738. La méthode développée permet de localiser automatiquement des repères anatomiques sur des mannequins qui sont en position debout ou assise. Elle utilise l'algorithme de partitionnement DBSCAN pour construire un squelette du scan et segmenter les différentes régions du corps humain. Ensuite nous transformons le nuage de points 3D de chaque membre en image 2D à l'aide du concept de carte de profondeur. Enfin grâce à des techniques de traitement d'images, nous avons identifié des repères anatomiques et calculer les dimensions nécessaires à la norme ISO14738.

Le concept de carte de profondeur permet d'accélérer énormément le temps de calcul nécessaire pour localiser les repères anatomiques. Cependant la variabilité des postures et les fortes corpulences engendrent des cartes de profondeur défectueuses.

Pour évaluer la précision de l'algorithme de localisation des repères, nous avons comparé les mesures automatiques à des mesures extraites manuellement par pointage direct sur les scans 3D. La précision a été évaluée à l'aide de l'indice REM (magnitude de l'erreur relative) et de l'indice MAD (erreur absolue moyenne). La majorité des mesures ont un REM compris entre 4% et 10% ce qui correspond à une précision jugée « moyenne » voir « bonne ». Toutes les mesures ont une erreur absolue moyenne inférieure à 5 cm par rapport aux dimensions extraites manuellement. Cela reste supérieure à la précision requise lors de mesures manuelles réalisées par des experts en anthropométrie qui est environ d'un centimètre. Mais le gain de temps obtenu est considérable. Pour augmenter la précision, une des approches serait d'utiliser des techniques de traitement d'images plus poussées, car dans cette étude les algorithmes employés utilisent uniquement l'analyse des dérivées première et seconde pour localiser les repères anatomiques. Enfin il faudrait améliorer le processus de construction de carte de profondeur pour qu'il soit plus robuste face aux variations de posture et de morphologie.

ABSTRACT

Human body characteristics are essential to design ergonomic and efficient working place. Among these characteristics, the anthropometry (the study of human body dimensions) of the workers is the first information needed to adapt the workplace environment. To guide them in the process of developing a workplace, designer uses standard such as ISO 14738. This international standard uses European anthropometric data to calculate workplace dimensions. It's possible to use this standard everywhere, provided that you have your worker anthropometric data.

An anthropometric survey is very long and expensive because an anthropometric expert has to manually measure each subject. So the number of dimensions and subjects are limited. The use of 3D scanner can reduce significantly the time needed to measure a subject. The CAESAR database is an international anthropometric survey which combines traditional method of measurement and uses of a scanner. However, the position of the anatomical landmarks is difficult to identify on a 3D Scan.

This study proposes a method to extract automatically some measures from the scan of the CAESAR anthropometric survey. The dimensions extracted are useful to update the ISO 14738 standard. The method we developed The method we developed to localise the anatomic landmark work on a 3D scan of a subject in a standing posture but also in a seating posture. We used a clustering algorithm to build a skeleton stick of the scan. Then we used depth map concept in order to transform each body region 3D points cloud into a 2D image. Finally, we used image processing techniques to identify the anatomical landmark and calculate the dimensions needed to update ISO 14738.

Depth map concept enables the landmark localisation algorithm to deal with a lot of subject in a short time. But posture variability and corpulence cause defective depth map.

We compared our algorithm automatic measurements with manual measurements. The manual measurements were calculated by using landmarks pointed directly on the 3D scans. The precision was evaluated using REM (relative error of magnitude) and MAD (mean absolute deviation). The majority of the extracted measure have an REM between 4% and 10%. It means, the precision of our automatic method can be judged as good-medium. All measurements have a MAD under 5 cm. This is higher than the precision requirements for manual measurements realized by anthropometric expert, which are around 1cm. But the process of using 3D scan and automatic

method to obtain anthropometric dimensions is faster. In order to rise the precision, we can use more advanced techniques of image processing. In our method we simply used first and second derivative analysis on the depth map to localize the landmarks. Finally, the depth map building process need to be improved in order to be capable of dealing with posture and body shape variation.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	iii
RÉSUMÉ.....	iv
ABSTRACT	vi
TABLE DES MATIÈRES	viii
LISTE DES TABLEAUX.....	x
LISTE DES FIGURES.....	xi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	xiv
LISTE DES ANNEXES.....	xv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE.....	9
2.1 Base de données CAESAR	9
2.2 Échantillon de test	10
2.3 Stratégie de la méthodologie	10
2.4 Construction du squelette préliminaire	11
2.4.1 Découpage en sections	12
2.4.2 Algorithme de partitionnement	13
2.4.3 Construction du squelette	17
2.4.4 Identification des segments corporels	18
2.4.5 Orientation du scan.....	21
2.5 Segmentation et carte de profondeur.....	22
2.5.1 Carte de profondeur du tronc, des jambes et des avant-bras.....	22
2.5.2 Filtrage du bruit et approximation des points manquants	26
2.5.3 Sauvegarde des cartes de profondeur	29

2.6	Techniques de détection des repères anatomiques	30
2.6.1	Le masque de Sobel.....	31
2.6.2	Le masque de Laplace	32
2.6.3	Analyse des circonférences des tranches de la carte de profondeur	34
2.7	Identification des repères anatomiques	37
2.7.1	La distance fonctionnelle de l'avant-bras.....	37
2.7.2	La distance fonctionnelle de préhension	38
2.7.3	L'atteinte latérale du bras	39
2.7.4	La longueur fesses-abdomen	40
2.7.5	La hauteur du creux poplité.....	41
2.7.6	Diamètre du bras	41
2.7.7	Hauteur du poignet en dessous de la surface assise	41
2.7.8	Hauteur du coude	42
CHAPITRE 3	RÉSULTATS	43
3.1	Construction du squelette et des cartes de profondeur	43
3.2	Résultat de l'extraction automatique de repères anatomiques	47
CHAPITRE 4	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	55
BIBLIOGRAPHIE	57
ANNEXES	60

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 3.1: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets en sous-poids	52
Tableau 3.2: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets de poids normal.....	52
Tableau 3.3: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets en sur-poids.....	53
Tableau 3.4: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets obèses.....	53

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1: Exemple de dimensions préconisées par la norme ISO 14738 pour un poste de travail assis	2
Figure 1.2: Liste des dimensions anthropométriques nécessaires à la norme ISO 14738	3
Figure 1.3: Dimensions nécessaires pour mettre à jour la norme ISO14738.....	4
Figure 1.4: Exemples de marqueurs blancs placés sur les sujets avant le scannage	5
Figure 1.5: Exemple d'alignement d'un modèle avec un scan 3D. (a) modèle prédéfini du corps humain (b) scan 3D original du mannequin (c) modèle déformé pour épouser le scan 3D original	6
Figure 1.6: Les différentes postures adoptées par les mannequins de la base CAESAR.....	8
Figure 2.1: Exemple du découpage du scan en 40 tranches horizontales d'un sujet pour les postures A et C.	12
Figure 2.2: Exemple de tranche horizontale au niveau du tronc d'un sujet en posture A	13
Figure 2.3: Évolution du squelette en fonction du nombre de tranches découpées dans le scan 3D.	13
Figure 2.4 Algorithme de partitionnement de données : k-means	14
Figure 2.5: Algorithme de partitionnement de données : DBSCAN.....	15
Figure 2.6: Exemple de sous-groupes (regroupés par couleur par région corporelle) et des barycentres des sous-groupes (notés par un x) constituées avec l'algorithme k-means et DBSCAN pour un sujet en posture A.	16
Figure 2.7: État du squelette après deux itérations de l'algorithme de partitionnement. Les cercles représentent les corrections apportées lors de la 2 ^{ème} itération.	19
Figure 2.8: Squelette constitué de 5 segments corporels d'un mannequin en posture debout (Posture A).....	20
Figure 2.9: Squelette constitué de 5 segments corporels d'un mannequin en posture assise (Posture C).....	20

Figure 2.10: Orientation du scan dans le repère anatomique de référence.....	21
Figure 2.11: Exemple de carte de profondeur du tronc.....	23
Figure 2.12: Les étapes de construction des cartes de profondeur : (a) utilisation du segment du squelette grossier ; (b) changement d'origine ; (c) rotation du nuage de points ; (d) sélection des points qui appartiennent au bras ; (e) bras segmenté ; (f) carte de profondeur du bras ...	25
Figure 2.13: Exemples de zones manquantes sur le scan 3D d'un mannequin en posture C	26
Figure 2.14: Bruit généré par les points du tronc lors de la construction des cartes de profondeur	27
Figure 2.15: Effet du lissage conservatif sur les cartes de profondeur	28
Figure 2.16: Exemple de structure des cartes de profondeur	30
Figure 2.17: Application du masque de Sobel pour déterminer le point le plus reculé de la partie supérieure du dos.....	32
Figure 2.18: Application du masque de Laplace 1D pour déterminer la position de l'acromion...	33
Figure 2.19: Application du masque de Laplace 3x3 pour obtenir la position des aisselles.....	34
Figure 2.20: Profil pour identifier le point le plus avancé de l'abdomen et le point le plus haut de la cuisse	34
Figure 2.21: Variation de la circonférence en fonction de la hauteur de l'avant-bras droit et de la main droite de la posture C	36
Figure 2.22: Variation de la circonférence en fonction de la hauteur du tronc en posture A	37
Figure 2.23: Distance fonctionnelle de l'avant-bras	38
Figure 2.24: Combinaison de mesure pour obtenir la distance fonctionnelle de préhension.....	39
Figure 2.25: Épaisseur de la cuisse et longueur fesses-abdomen.....	40
Figure 2.26: Hauteur du creux poplité	40
Figure 2.27: Combinaison de mesures pour obtenir la hauteur du poignet en dessous de la surface assise.....	42
Figure 2.28: Combinaison de mesures pour obtenir la hauteur du coude	42

Figure 3.1: Squelette défectueux causé par un écart trop faible entre les jambes	44
Figure 3.2: Comparaison du squelette d'un mannequin d'IMC élevé et de celui d'un mannequin d'IMC normal	45
Figure 3.3: Exemple de segmentation trop basse entre le tronc et les jambes pour les mannequins d'IMC élevé	46
Figure 3.4: Erreur au niveau du squelette en posture C, causée par un mauvais partitionnement des points de la chaise	47
Figure 3.5: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les dimensions de la norme ISO 14738.....	54
Figure 4.1: Distance centre de préhension-poignet	60
Figure 4.2: Distance centre du poignet-acromion	61
Figure 4.3: Distance acromion-extrémité du dos	61
Figure 4.4: Longueur fesses-abdomen en position assise	61
Figure 4.5: Points définissant l'assise	61
Figure 4.6: Épaisseur de la cuisse	61
Figure 4.7: hauteur du creux poplité	61
Figure 4.8: Hauteur de l'assise	61
Figure 4.9: Hauteur de l'acromion en position assise.....	61
Figure 4.10: Distance centre du poignet-acromion	61
Figure 4.11: Distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras	61
Figure 4.12: Distance fesses-genou.....	61
Figure 4.13: Hauteur de l'entrejambe	61

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

CAESAR	Civilian American and European Surface Anthropometry Resource
ANSUR	Army Anthropometric Survey
PLY	Polygon File Format
IMC	Indice de Masse Corporelle
DBSCAN	Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise
MAD	Erreur absolue moyenne
REM	Magnitude de l'erreur relative

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A – MESURES MANUELLES SUR LES SCANS 3D	60
---	----

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La prise en compte des caractéristiques du futur usager lors de la phase de conception est essentielle pour obtenir des postes de travail et des produits industriels sécuritaires et performants. Les dimensions corporelles de l'utilisateur constituent donc l'information primaire nécessaire à une bonne conception. Pour les guider dans le dimensionnement des postes de travail, les concepteurs ont à leur disposition des normes. Une des normes communément utilisées est la norme ISO 14738 qui préconise des dimensions de l'environnement de travail en fonction des exigences de la tâche à réaliser. Les paramètres pris en compte dans cette norme sont la précision de la tâche, les exigences de force, le volume des objets manipulés et l'espace disponible pour les jambes. La figure 1.1 présente un exemple d'environnement de travail préconisé pour un poste de travail qui a les caractéristiques suivantes :

- Les tâches réalisées nécessitent une exigence de force faible ;
- L'espace disponible suffisant pour les jambes ;
- La hauteur du plan de travail est non réglable.

Pour que les normes soient efficaces, il est important que les dimensions du poste de travail recommandées correspondent bien aux dimensions anthropométriques de la population de travailleurs que l'on veut accommoder. Cependant les normes de conception actuelles ne fournissent que des dimensions provenant des caractéristiques anthropométriques d'une région donnée. C'est le cas par exemple de la norme ISO14738 dont les recommandations sont basées sur une population européenne (Deuxième colonne du tableau de la figure 1.1).

Chaque dimension du poste de travail fournie dans la norme ISO 14738 est calculée à partir de formules qui utilisent comme paramètres 19 dimensions anthropométriques listées dans la figure 1.2. Par exemple la hauteur du plan de travail non réglable doit être égale à la somme de la hauteur du talon, de la hauteur du creux poplité et de l'épaisseur de la cuisse du 95ème centile de la population cible. Ainsi il est possible d'utiliser la norme ISO 14738 dans n'importe quelle région du monde à condition de pouvoir compléter le tableau de la figure 1.2 avec les dimensions anthropométriques de la population de travailleurs que l'on veut accommoder. La figure 1.2 présente aussi les normes utilisées pour définir les 19 mesures anthropométriques, à savoir les normes ISO7250 et ISO15534.

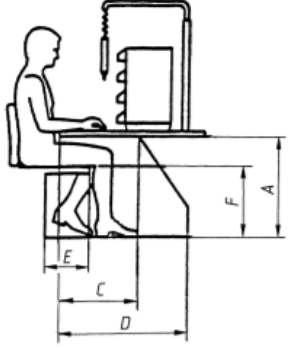
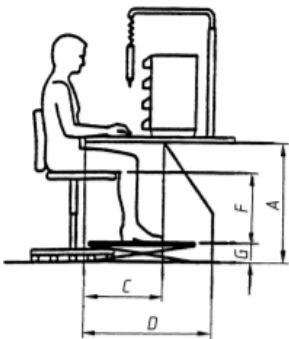
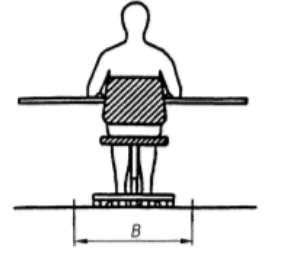
Position	Symboles	Valeur ^{a)} européenne (mm)	Explication des symboles
Hauteur du plan de travail, <u>réglable</u> 	A	820	Hauteur d'espace pour les jambes, position assise réglable $A_{\max} = h_{16}(P95) + b_{18}(P95) + x_3$
		495	$A_{\min} = h_{16}(P5) + b_{18}(P5) + x_1$
		720	non réglable : $A = h_{16}(P95) + b_{18}(P95) + x_1$
Hauteur du plan de travail, <u>non réglable</u> 	B	790	Espaces pour les pieds et les jambes, largeur $B = a_{17}(P95) + y$ (largeur pour accès aux sièges fixes voir «B» tableau 6)
	C	547	Espaces pour les jambes, profondeur à la hauteur des genoux $C = c_1(P95) - b_{15}(P5) + z_1$
	D	882	Profondeur de l'espace-jambes pour les pieds $D = c_1(P95) - b_{15}(P5) + c_2(P95) + z_2$
	E	285	Espace pour le mouvement des jambes sous le siège $E = c_2(P95)$
	F	535	Hauteur de sièges au-dessus du repose-pied (réglable) $F_{\max} = h_{16}(P95) + x_1$
		370	$F_{\min} = h_{16}(P5) + x_1$
	G		Hauteur du repose-pied (réglable, utile seulement pour la hauteur du plan de travail non réglable)
		0	$G_{\min} = 0$
		165	$G_{\max} = h_{16}(P95) - h_{16}(P5)$

Figure 1.1: Exemple de dimensions préconisées par la norme ISO 14738 pour un poste de travail assis

Pour obtenir ces dimensions pour une population nord-américaine, la base de données militaires ANSUR est souvent employée car elle est très complète (Gordon et al., 1989b). Mais elle date de 1989 et la distribution ethnique et morphologique ne correspondent pas à celles de la population nord-américaine d'aujourd'hui (Parkinson et Reed, 2010). Récemment pour réaliser des enquêtes anthropométriques on utilise de plus en plus des scanners 3D. Cette méthode accélère le temps de mesure d'un sujet. Elle permet aussi d'avoir à disposition le scan complet des sujets qui peut être réutilisé par la suite pour acquérir d'autres mesures complémentaires. La base de données

CAESAR (Civilian American and European Surface Anthropometry Resource) est une base de données anthropométriques qui combine mesures manuelles et utilisation de scanners 3D (Robinette, Daanen, et Paquet, 1999). Elle représente mieux la population nord-américaine, mais les 19 dimensions requises pour appliquer la norme ISO14738 ne sont pas toutes disponibles. Il manque 8 dimensions anthropométriques (figure 1.3) et une valeur fixe qui est la hauteur du poignet en dessous de la surface assise.

Tableau A.2 — Symboles, explications et valeurs d'autres régions du monde des mensurations P5 et P95 utilisées dans cette norme

Symbole	Explication	Valeur P5 mm	Valeur P95 mm	Définition	Figure utilisée
a_2	Largeur aux épaules, biacromiale			ISO 7250:1996 4.2.8	tab. 4
a_{17}	Largeur aux hanches, position assise			ISO 7250:1996 4.2.11	tab. 5 et 7
b_2	Distance fonctionnelle de préhension (atteinte vers l'avant)			ISO 7250:1996 4.4.2	tab. 4
b_{15}	Longueur fesses-abdomen, position assise			ISO 7250:1996 4.2.17	tab. 5 et 6
b_{18}	Épaisseur de la cuisse			ISO 7250:1996 4.2.13	tab. 5 et 6
c_1	Distance fesse-genou			ISO 7250:1996 4.4.7	tab. 5 et 6
c_2	Longueur du pied			ISO 7250:1996 4.3.7	tab. 5, 6, 7 et 8
d_1	Diamètre du bras, valeur fixe			ISO 15534-3	t_2 fondé sur celle-ci
h_1	Stature (hauteur corporelle)			ISO 7250:1996 4.1.2	tab. 6
h_4	Hauteur du coude			ISO 7250:1996 4.1.5	tab. 6 et 8
h_6	Hauteur de l'entrejambe			ISO 7250:1996 4.1.7	tab. 7
h_8	Hauteur de la cheville, valeur fixe			ISO 15534-3	tab. 8
h_{11}	Hauteur du buste, position assise			ISO 7250:1996 4.2.1	tab. 6
h_{12}	Hauteur de l'œil par rapport à la surface de l'assise			ISO 7250:1996 4.2.2	tab. 4
h_{13}	Hauteur de l'épaule par rapport à la surface de l'assise			ISO 7250:1996 4.2.4	tab. 4
h_{16}	Longueur de la jambe (hauteur du creux poplité)			ISO 7250:1996 4.2.12	tab. 5 et 8
h_{17}	Hauteur du poignet, position assise (en dessous la surface du siège) — valeur fixe			—	tab. 4
t_2	Distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras, distance coude-prise moins le diamètre du bras			ISO 7250:1996 4.4.3 ISO 15534-3	tab. 4
t_3	Atteinte latérale du bras			ISO 15534-3	tab. 4

Figure 1.2: Liste des dimensions anthropométriques nécessaires à la norme ISO 14738

L'objectif de cette étude est de mettre en place une méthode qui utilise les scans de l'étude CAESAR pour extraire de manière automatique les dimensions manquantes nécessaires à ajuster la norme ISO14738. La Figure 1.3 donne un aperçu de ces dimensions définies dans les normes ISO7250 et ISO15534. Ces dimensions sont difficiles à obtenir, car elles sont extraites à partir de postures non traitées par les méthodes d'extraction de repères anatomiques actuelles.

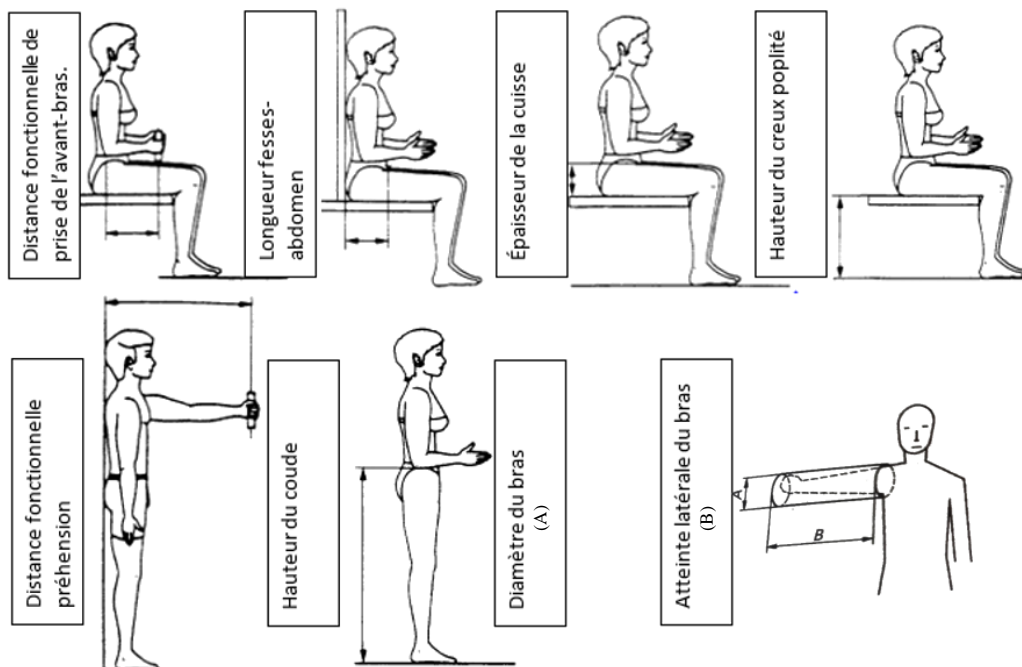


Figure 1.3: Dimensions nécessaires pour mettre à jour la norme ISO14738

Pour extraire des mesures anthropométriques sur des scans 3D la première étape consiste à localiser sur le nuage de points du scan, les repères anatomiques qui composent les dimensions que l'on veut obtenir. Par exemple la longueur fesses-abdomen est calculée en faisant la différence entre les coordonnées x du point le plus avancé de l'abdomen et le point le plus antérieur des fesses, pour un mannequin en position assise.

La majorité des repères anatomiques du corps humain sont des protubérances osseuses (Jun-Ming et Wang, 2008). Pour les identifier il est donc nécessaire de palper le corps humain. Cela est impossible sur des scans 3D, ce qui rend la localisation de repères anatomiques plus complexe et sujette à l'erreur. Cependant, de nombreuses méthodes d'identification des repères anatomiques sur les scans 3D ont été développées (Werghi, 2007). Elles peuvent être classées en 4 types :

(1) Les méthodes qui utilisent des marqueurs placés sur le sujet par un expert en anthropométrie avant le scannage. Par exemple les données de CAESAR ont été en partie extraites des scans 3D grâce à soixante-douze marqueurs blancs (Landmark) placés sur les repères anatomiques usuels du corps humain tels que l'acromion. La figure 1.4 présente une partie des marqueurs blancs placés sur les sujets avant le scannage. Ensuite un algorithme semi-automatique détecte la position de ces marqueurs. Dans le cas de l'étude CAESAR, la méthode développée par Burnsides, Boehmer, et Robinette (2001) consiste à présenter à un opérateur différentes vues du scan 3D d'un mannequin. Sur chaque vue, l'opérateur pointe tous les marqueurs blancs visibles. Ensuite un algorithme extrait les coordonnées du marqueur pointé et en fonction de sa position par rapport aux autres marqueurs, un repère anatomique lui est associé. Les travaux de Robinette ont montré que cette méthode donne des résultats fiables (Robinette et H. A. M. Daanen, 2006). Mais elle ne permet pas de repérer des points non marqués. De plus la mise en place des marqueurs avant le scannage est une procédure qui nécessite une intervention humaine couteuse en temps.

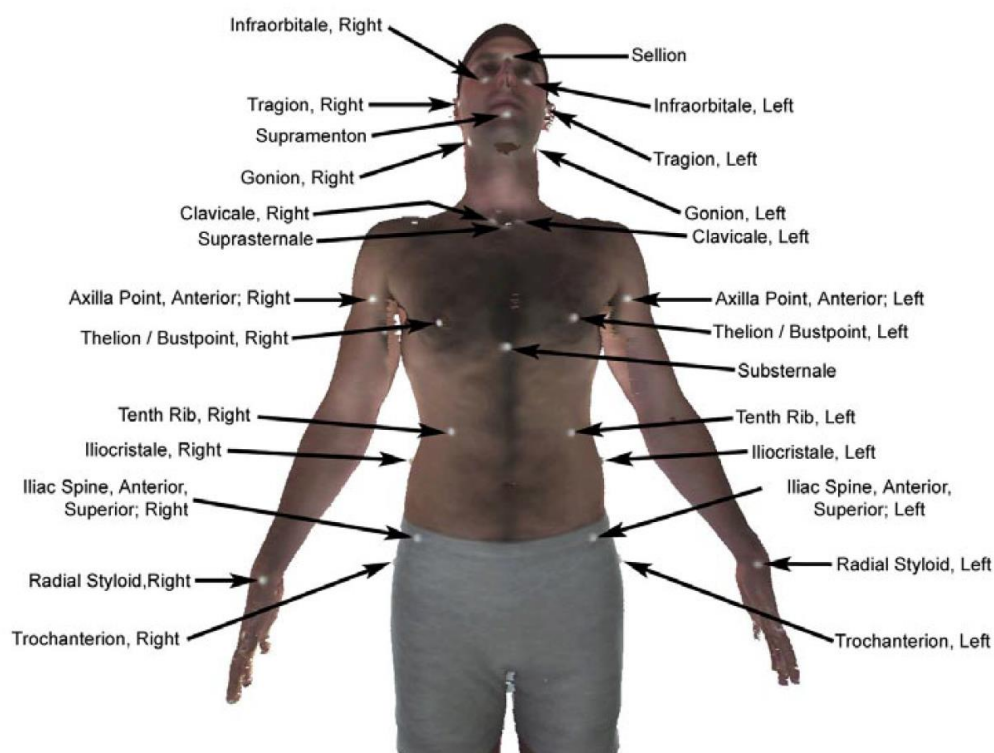


Figure 1.4: Exemples de marqueurs blancs placés sur les sujets avant le scannage

(2) Les méthodes qui font correspondre le nuage de points à un modèle standard prédéfini. Pour chaque marqueur de l'étude CAESAR, Suikerbuijk, Tangelder, Daanen, et Oudenhuijzen (2004) ont délimité une région où la probabilité de trouver le marqueur est de 95%. Ensuite ils ont créé des modèles standards d'enveloppes qui représentent la surface du corps entourant le marqueur recherché. Ces enveloppes modèles sont ensuite déformées pour les faire correspondre à la surface du corps. La figure 1.5 tirée des travaux de Hirshberg et al. (2011) présente un exemple de déformation de modèle prédéfini de corps humain. L'alignement est réalisé par une fonction qui calcule la distance moyenne minimale entre le modèle et l'ensemble des points. Sur les enveloppes modèles, la position du repère anatomique recherchée est déjà connue. Ainsi il suffit de prendre les coordonnées de ce repère sur l'enveloppe alignée avec la surface du corps pour avoir les coordonnées du repère anatomique.

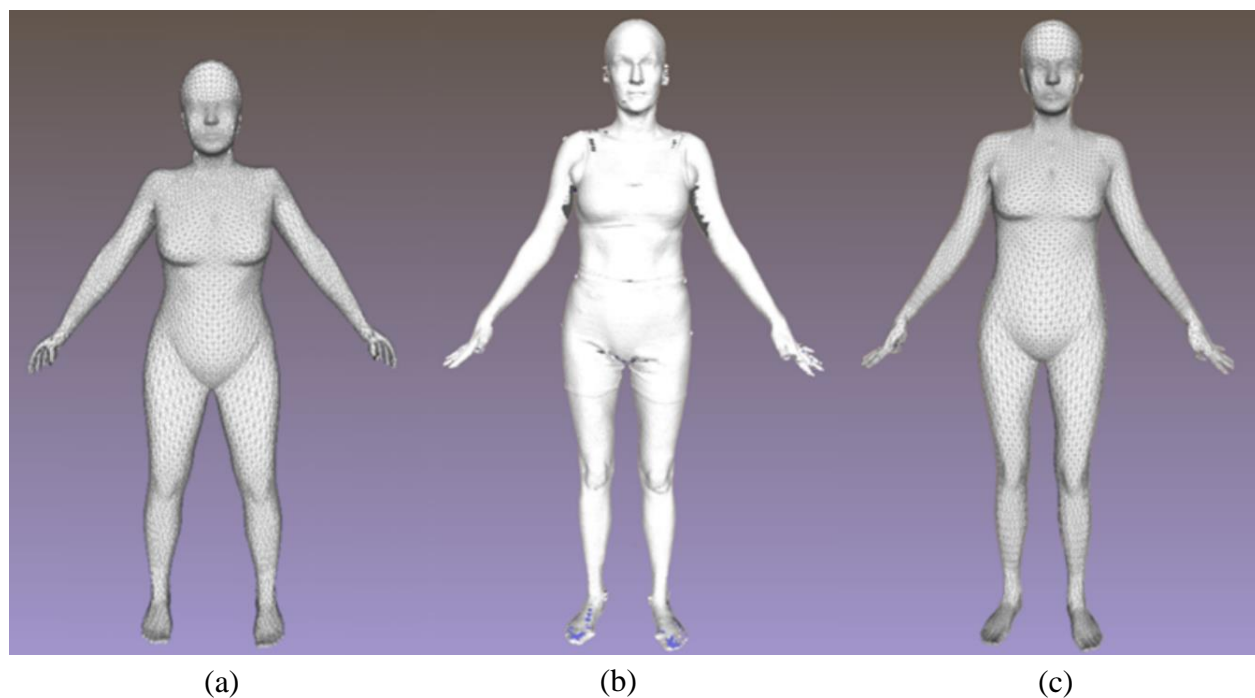


Figure 1.5: Exemple d'alignement d'un modèle avec un scan 3D. (a) modèle prédéfini du corps humain (b) scan 3D original du mannequin (c) modèle déformé pour épouser le scan 3D original

(3) Les méthodes basées sur une étude statistique de la position des marqueurs. Azouz, Shu, et Mantel (2007) ont élaboré une méthode qui utilise les coordonnées des marqueurs de l'étude CAESAR pour apprendre les relations spatiales qui lient les différents repères anatomiques des

scans. Ces relations sont représentées par un champ aléatoire de Markov dont les nœuds correspondent à la position des repères anatomiques.

Les deux derniers types de méthode nécessitent d'avoir une base de données d'apprentissage sur la position des marqueurs. Elles sont donc limitées aux repères anatomiques qui ont été marqués avant le scannage. De plus l'information sur les coordonnées des marqueurs est disponible dans l'étude CAESAR pour les postures A et B (figure 1.6), mais l'extraction des coordonnées des marqueurs de la position C (figure 1.6) n'a pas été réalisée. Certaines dimensions nécessaires à la norme ISO14738 peuvent être extraites de cette posture. C'est le cas par exemple de la distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras. Ces méthodes sont donc difficilement applicables pour trouver les dimensions que nous recherchons.

(4) Les méthodes basées sur une analyse géométrique du nuage de points. La majorité de ces méthodes découpent le nuage de points en tranches horizontales. Li et Jones (1997) sont les premiers à introduire ce processus de traitement du nuage de points. Nurre (1997) l'utilise pour repérer les aisselles et l'entrejambe dans le but de segmenter un scan 3D en 6 parties, la tête, les deux bras, le tronc et les deux jambes. Sa méthode consiste à analyser la forme de l'enveloppe convexe qui entoure l'ensemble des points d'une tranche. Le problème est qu'elle nécessite que le sujet soit dans une posture standard, debout avec peu de variation. Wang, Chang, et Yuen (2003) intègrent de la logique floue dans les différentes étapes du traitement des scans, à savoir le filtrage du bruit, l'orientation, la segmentation et l'identification des repères anatomiques. Cela leur permet de réduire les erreurs dues à la grande variabilité des nuages de points représentant le corps humain. Cependant les règles définies pour repérer les repères anatomiques ne concernent que des repères anatomiques de l'industrie vestimentaire. Jun-Ming et Wang (2008) ont mis en place des algorithmes permettant de repérer 12 repères anatomiques. Ces algorithmes analysent la silhouette obtenue après projection du nuage de points sur le plan frontal du corps humain. Leur algorithme utilise aussi les variations de niveau de gris du scan et la courbure de la surface du scan. Leong, Jing-Jing, et Tsai (2007) convertissent les coordonnées du nuage de points en coordonnées cylindriques pour obtenir un champ de hauteur (appelé « depth map ») représentant le tronc. Ensuite ils ont traduit les descriptions des repères anatomiques définies dans la norme ISO8559 en règles mathématiques logiques. L'application de ces règles sur le champ de hauteur leur permet de repérer 25 repères anatomiques sur le tronc. Hyunsook et Yunja (2011) ont développé des

algorithmes de détection des repères anatomiques qui fonctionnent sur des scans de personnes ayant des morphologies variées.

Toutes ces études ne traitent que des scans de personnes adoptant une posture debout classique, avec les bras écartés du torse d'environ 20 degrés.

L'étude qui suit présente une méthode de traitement des nuages de points qui fonctionne sur plusieurs postures, notamment les postures A et C des scans de CAESAR (figure 1.6). Le traitement du nuage de points est basé sur un algorithme de partitionnement des données qui crée un squelette grossier du corps scanné. L'analyse de ce squelette permet de nettoyer le scan, l'orienter, le segmenter et de créer un champ de hauteur ou carte de profondeur pour chaque segment du corps humain. Ensuite en utilisant les travaux de Leong et al. (2007) nous allons mettre en place des algorithmes qui repèrent les repères anatomiques nécessaires pour obtenir les dimensions manquantes de la norme ISO14738.

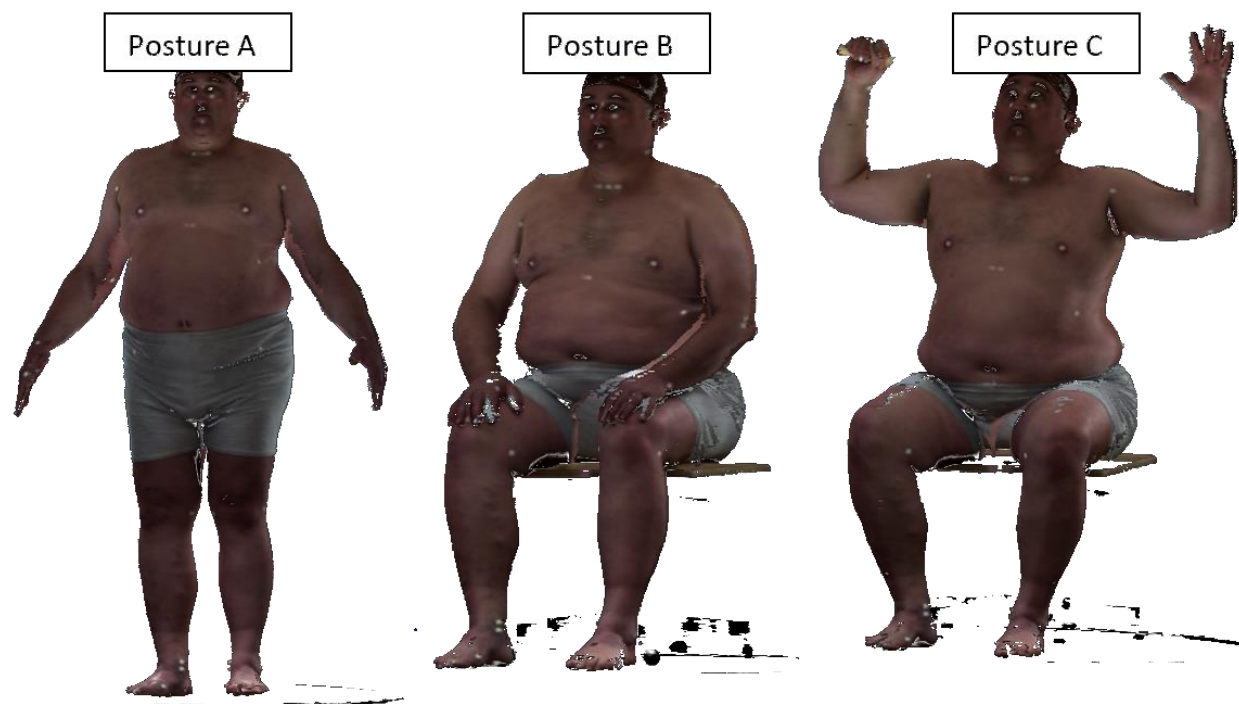


Figure 1.6: Les différentes postures adoptées par les mannequins de la base CAESAR

CHAPITRE 2 MÉTHODOLOGIE

2.1 Base de données CAESAR

Les scans 3D du corps humain utilisés dans cette étude proviennent du projet CAESAR. Ce projet est une étude anthropométrique réalisée sur la population de 3 pays : les États-Unis, les Pays-Bas et l'Italie. Un certain nombre de participants proviennent de Ottawa, Canada. Ils ont été associés avec les sujets des États-Unis pour former l'échantillon Nord-Américain. Nous allons appliquer, notre méthode de traitement du nuage de points et les algorithmes de détection de repères anatomiques, sur les scans 3D de cet échantillon.

La base de données CAESAR fournit les données suivantes :

- Les informations démographiques des sujets ;
- Les modèles 3D représentant trois postures distinctes (Figure 1.6) ;
- Les coordonnées des marqueurs placés préalablement sur les sujets pour la posture debout A et la posture B assise relâchée ;
- Les mesures directes effectuées par un ergonome.

L'échantillon nord-américain, contient les scans de 1255 femmes et 1120 hommes âgés de 18 à 64 ans.

Les scans 3D ont été obtenus en utilisant le scanner WB4 (Cyberware Co. Ltd., USA). Les modèles 3D fournis sont sous format PLY (Polygon File Format). Ce format est un maillage polygonal. Il est constitué d'une liste de coordonnées de points (les vertices) suivie d'une liste de polygones qui sont définis par l'index des points qui les constituent.

Dans cette étude, le logiciel CloudCompare est utilisé pour visualiser les scans sous format PLY. Ce logiciel donne la possibilité d'entrer des lignes de commandes pour automatiser des opérations de traitement du nuage de points sur un ensemble de fichiers. Nous avons utilisé cette option du logiciel pour extraire les vertices des fichiers PLY. Les nuages de points ainsi obtenus contiennent environ 200 000 points et occupent un volume compris entre 5 à 10 méga-octets pour chaque scan.

2.2 Échantillon de test

Hyunsook et Yunja (2011) ont montré que les résultats de la majorité des algorithmes de détection automatique sont influencés par la morphologie des mannequins 3D. Par exemple pour les sujets en surpoids les méthodes développées ont tendance à localiser les aisselles et les entrejambes en dessous de leurs positions réelles. Pour tester la validité de notre méthode et sa fiabilité par rapport à la variation de morphologie, quatre sous-ensembles de validation ont été constitués. Chacun de ces sous-ensembles représente une catégorie de morphologie :

- corpulence faible, sujets avec un IMC inférieur à 18.5
- corpulence normale, sujets avec un IMC compris entre 18.5 et 25
- surpoids, sujets avec un IMC compris entre 25 et 30
- obésité, sujets avec un IMC supérieur à 30

Les sous-ensembles sont constitués des scans 3D de 25 femmes et 25 hommes extraits aléatoirement dans la base de données CAESAR. Pour le sous-ensemble des sujets à faible corpulence la base CAESAR ne contient que 15 sujets hommes ayant un IMC en dessous de 18.5. Pour ce sous ensemble nous avons donc pris 35 femmes et 15 hommes.

Nous avons testé notre méthode d'extraction automatique sur les scans de ces sous-ensembles. Pour avoir un élément de comparaison, les 8 dimensions nécessaires à la norme ISO14738 ont aussi été extraites manuellement sur les 200 scans des sous-ensembles de validation par un étudiant. L'extraction manuelle a été réalisée à l'aide du logiciel CloudCompare (<http://www.cloudcompare.org/>) qui permet de visualiser les scans 3D et d'obtenir les coordonnées et les distances entre deux points sélectionnés par l'utilisateur. L'annexe A détaille la procédure d'extraction manuelle des dimensions sur les scans 3D.

2.3 Stratégie de la méthodologie

Le nombre et la taille des fichiers à traiter ont un impact important sur le temps de calcul des algorithmes de recherche de repères anatomiques. Dans cette étude nous avons adopté la stratégie suivante pour réduire ce temps de calcul. Cette stratégie est adaptée de la méthodologie employée par Leong et al. (2007) qui ont construit des cartes de profondeur du tronc. Nous avons combiné

leur méthodologie avec la construction d'un squelette grossier, pour avoir les cartes de profondeur du tronc et des autres membres du corps humain :

- Tous les scans 3D ont été prétraités par un algorithme qui va segmenter l'ensemble du scan en sous-ensembles de points qui appartiennent aux différentes régions corporelles comme le tronc ou les avant-bras.
- Ces sous-ensembles ont été convertis et sauvegardés sous la forme de cartes de profondeur. Les cartes de profondeur sont des images en niveau de gris qui représentent des scènes 3D. Chaque pixel de l'image correspond à un point dans l'espace. Le niveau de gris d'un pixel est proportionnel à la distance euclidienne entre un objet de référence et le point associé au pixel. Nous construisons ainsi une nouvelle base de données constituée des cartes de profondeur des différents membres du corps humain.
- Lors de la recherche de repères anatomiques, les algorithmes d'identification ne sont appliqués que sur les cartes de profondeur de la région corporelle qui contient le repère recherché. Par exemple lors de la recherche du point le plus avancé de l'abdomen nous avons appliqué l'algorithme de recherche que sur les cartes de profondeur du tronc.

Cette stratégie augmente le temps de prétraitement des scans par rapport aux autres méthodes de détection automatique des repères anatomiques. Mais les cartes de profondeur constituées présentent deux avantages par rapport à un nuage de points 3D conventionnel :

- Elles sont beaucoup moins volumineuses. En effet, à nombre de points égaux, les cartes de profondeur occupent trois fois moins d'espace de stockage, car la position du pixel dans l'image représente déjà deux valeurs du système de coordonnées 3D. Ainsi, le temps de chargement des coordonnées est grandement amélioré.
- Ce sont des images. Il est ainsi possible d'y appliquer les nombreux algorithmes existant de traitement d'images, comme par exemple la reconnaissance de formes, les différents filtres, les transformées de Fourier, etc.

2.4 Construction du squelette préliminaire

Nous partons du principe que nous n'avons aucune information sur le scan à traiter. L'objectif de la méthode est d'obtenir à partir du nuage de points, un squelette grossier du corps humain. Ce

squelette permettra de localiser la position et l'orientation dans l'espace des membres du corps. Il est constitué de cinq segments : le tronc, l'avant-bras droit, l'avant-bras gauche, la jambe droite et la jambe gauche.

2.4.1 Découpage en sections

La première étape consiste à découper le scan en n tranches horizontales. Le nombre de tranches utilisées pour construire le squelette a une grande influence sur la précision de ce dernier. Le scanner utilisé pour l'étude CAESAR a une précision suivant l'axe vertical des scans de 5 mm (Azouz, 2005), ce qui implique que le nombre maximal de tranches horizontales est compris entre 800 et 1000 pour une posture debout. Cependant un nombre trop élevé de tranches augmente le temps de calcul de l'algorithme. La figure 2.3 présente l'état du squelette en fonction du nombre de tranches. On peut observer qu'au-dessus de 40 tranches l'augmentation de précision au niveau des extrémités des segments du squelette est faible alors que le temps de calcul augmente linéairement. Étant donné la quantité de scans à traiter, les squelettes ont été construits à partir de 40 tranches (Figure 2.1).

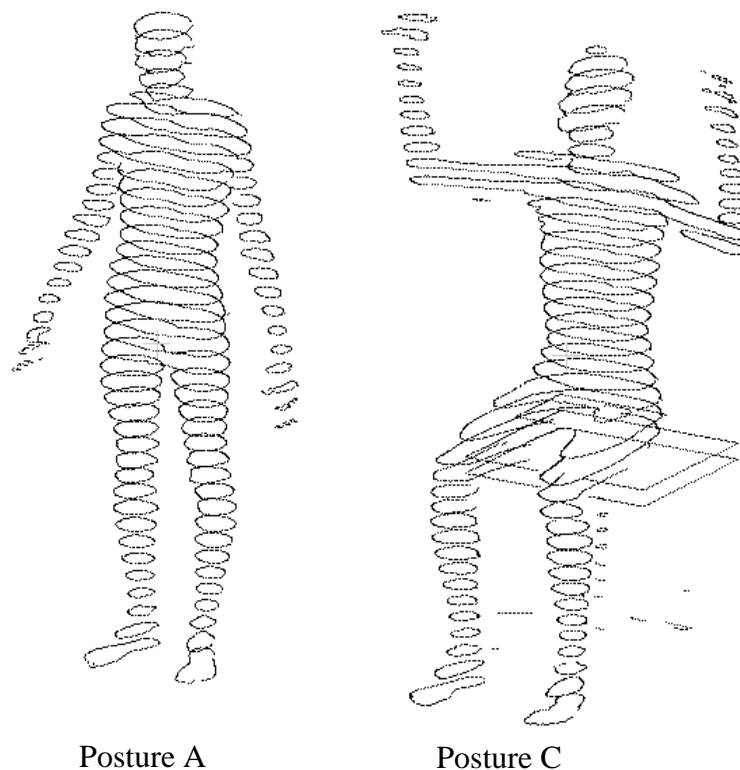


Figure 2.1: Exemple du découpage du scan en 40 tranches horizontales d'un sujet pour les postures A et C.



Figure 2.2: Exemple de tranche horizontale au niveau du tronc d'un sujet en posture A

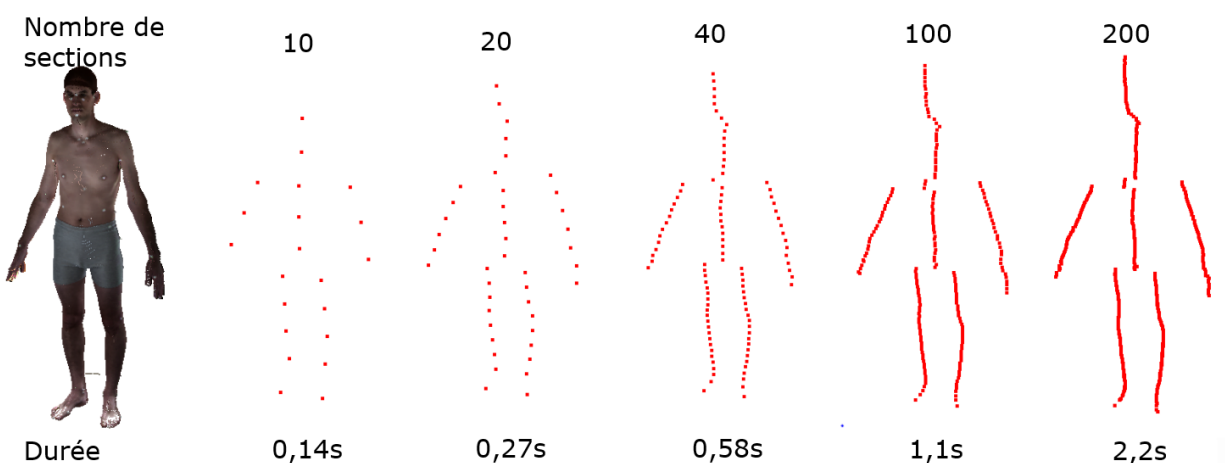


Figure 2.3: Évolution du squelette en fonction du nombre de tranches découpées dans le scan 3D.

La seconde étape consiste à regrouper pour chaque tranche les points qui appartiennent à une même région corporelle. Par exemple sur la figure 2.2 qui représente une tranche d'un scan en posture debout, un humain peut clairement distinguer les ensembles de points qui appartiennent respectivement au tronc, au bras droit et au bras gauche. Pour mimer cette faculté humaine intuitive, nous utilisons un algorithme de partitionnement des données (clustering)(Jain, Murty, et Flynn, 1999).

2.4.2 Algorithme de partitionnement

Il existe plusieurs catégories d'algorithmes de partitionnement des données. Pour segmenter des points de l'espace, les types d'algorithmes les plus souvent utilisés sont basés sur des méthodes utilisant des centroïdes (par exemple les algorithmes des k-moyennes ou k-medoids) ou sur des

méthodes utilisant la densité (par exemple l'algorithme DBSCAN)(Chakraborty, Nagwani, et Dey, 2011). Les algorithmes utilisant les centroïdes sont des variations de l'algorithme de MacQueen (MacQueen, 1967) qui permet de séparer un ensemble de points en n sous-ensembles définis par leur centre. Pour ce faire nous entrons en paramètre n centres choisis judicieusement. Ensuite l'algorithme va calculer la distance entre chaque point de l'ensemble et les n centres. Puis il affecte les points au centre qui est le plus proche. L'algorithme recalcule les centres des sous-ensembles constitués. Si les coordonnées des nouveaux centres sont différentes de celles des anciens, l'algorithme recommence le processus. La figure 2.4 présente les étapes de l'algorithme. Les deux paramètres à renseigner pour utiliser cet algorithme sont le nombre de sous-ensembles à constituer et les centres initiaux des sous ensembles.

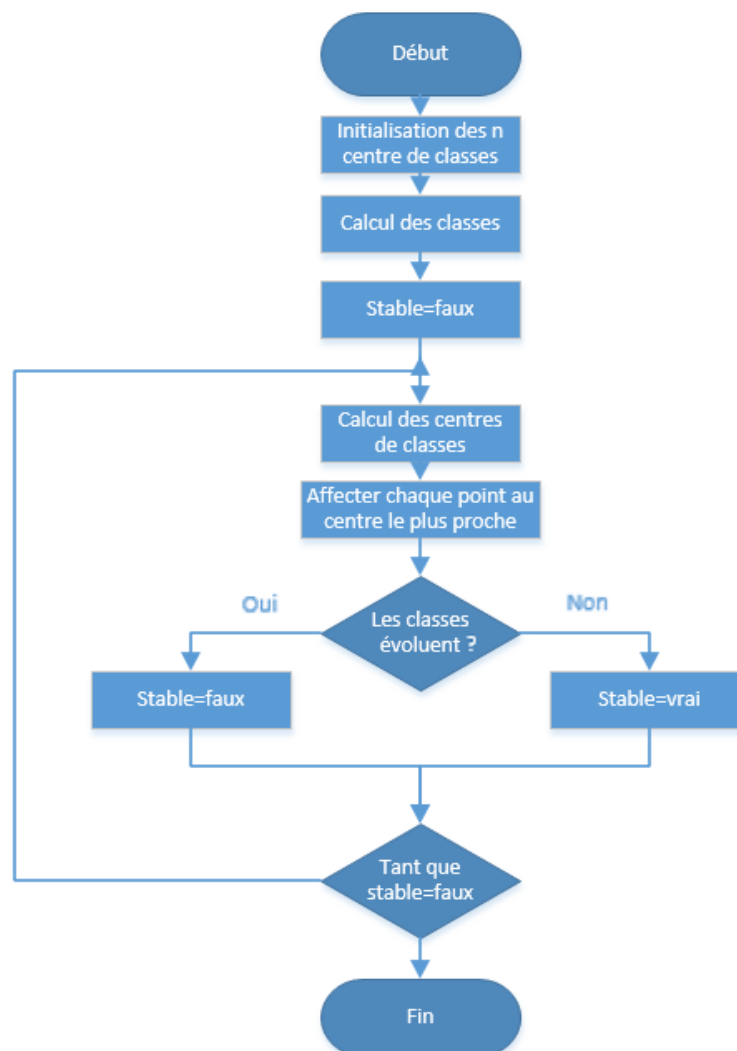


Figure 2.4 Algorithme de partitionnement de données : k-means

Le principe des algorithmes basés sur la densité, tel que l'algorithme DBSCAN, est de propager le voisinage d'un point. Le voisinage d'un point est l'ensemble des points compris dans un cercle ou une sphère de rayon e autour du point cible. Un voisinage est considéré comme étant un groupe de points si le nombre de points du voisinage est supérieur à une certaine valeur fixée. La figure 2.5 présente les étapes de l'algorithme DBSCAN. Les deux paramètres à renseigner pour utiliser cet algorithme sont le rayon de voisinage et le nombre minimal de points pour construire un groupe.

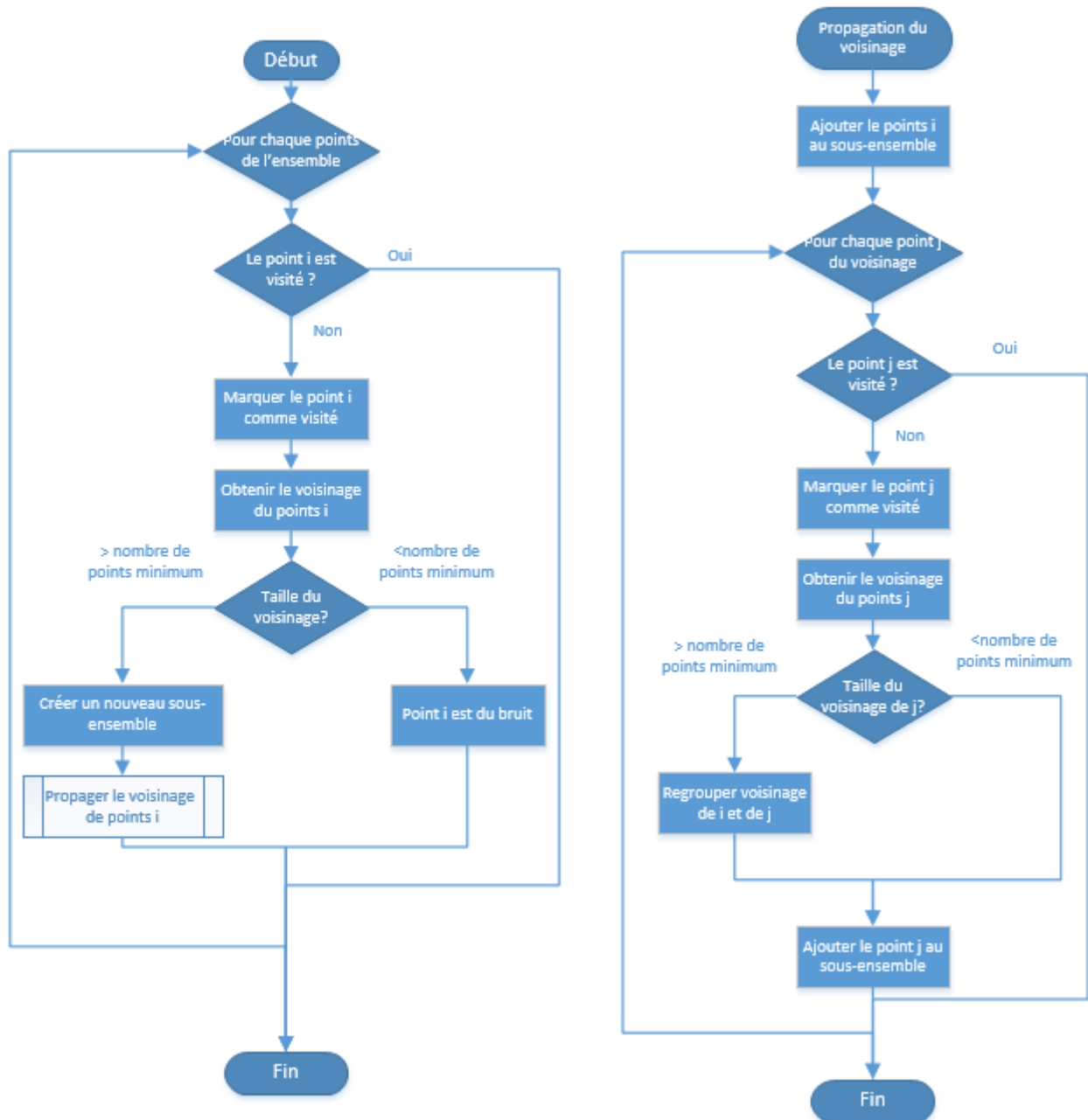


Figure 2.5: Algorithme de partitionnement de données : DBSCAN

Pour utiliser les algorithmes de k-means il faut spécifier un nombre prédéfini de sous-groupes à former, ce qui est un inconvénient pour segmenter un corps humain. En effet, au niveau du corps humain, en fonction de la tranche analysée et de la posture adoptée par le mannequin le nombre de sous-ensembles désirés peut varier de 1 à 4. Par exemple en posture debout, les points des tranches situées en dessous de l'entrejambe doivent être divisés en deux sous ensembles qui représentent les deux jambes. Par contre les tranches situées au dessus de l'entrejambe doivent être divisées en trois sous-ensembles représentant le tronc et les deux bras. Un autre inconvénient de k-means est la forme des groupes formés. Ils doivent être de forme convexe et de taille similaire. La figure 2.6 illustre le problème rencontré, lorsque les groupes à constituer sont de tailles différentes.



Figure 2.6: Exemple de sous-groupes (regroupés par couleur par région corporelle) et des barycentres des sous-groupes (notés par un x) constituées avec l'algorithme k-means et DBSCAN pour un sujet en posture A.

L'algorithme DBSCAN est donc plus adapté à notre étude. Cependant il est difficile de trouver le bon couple rayon de voisinage, nombre de points minimal qui permet de partitionner correctement l'ensemble des sections d'un scan. Un rayon trop important risque d'entraîner la fusion de groupes proches tel que les jambes. À l'inverse un rayon trop petit risque de multiplier le nombre de regroupement. Pour l'application de DBSCAN aux scans de la base CAESAR, le couple choisi est un rayon de voisinage de 4 cm et un nombre de points minimal de 5. Ces paramètres ont été obtenus après plusieurs tests sur des scans de sujet ayant des tailles, et des indices de masse corporelle extrêmes. Pour trouver les paramètres de l'algorithme DBSCAN qui fonctionnent sur une majorité de scan, nous avons testé notre algorithme sur les 10 mannequins ayant les indices de masse corporelle les plus faibles et les plus élevés. Nous avons aussi sélectionné les 5 plus grands et les 5 plus petits sujets de la base CAESAR. Nous avons itéré des tests de l'algorithme DBSCAN, jusqu'à trouver le couple rayon de voisinage et le nombre de points minimal qui aboutit à un partitionnement correct sur l'ensemble des 20 scans extrêmes.

2.4.3 Construction du squelette

Le calcul des barycentres des sous-groupes de points obtenus après le partitionnement, permet d'avoir l'ensemble des points qui constituent le squelette préliminaire (figure 2.7). En fonction des sections et de la qualité des scans, certaines régions corporelles sont représentées par plusieurs barycentres. Par exemple au niveau des mains, l'algorithme de partitionnement peut créer des groupes de points pour les doigts. Cependant pour la suite de la méthode de préparation des données, le squelette préliminaire ne doit être constitué que de 5 segments. Et donc pour les sections qui traversent la main, un seul barycentre doit être identifié. Pour résoudre ce problème, nous réappliquons l'algorithme de partitionnement des données sur les barycentres de chaque section. Les paramètres de l'algorithme sont un rayon de voisinage de 15 cm et un nombre minimal de points de 1. Ces valeurs ont aussi été obtenues par essai sur 20 scans extrêmes. Cette deuxième itération de partitionnement et de recalcul de barycentre permet de fusionner les points du squelette qui sont trop proches comme par exemple les barycentres des doigts ou de regrouper plusieurs barycentres qui représentent le même segment corporel mais qui ont été créés à cause de trous (zones manquantes) dans les scans. La figure 2.7 représente l'état du squelette après les deux

itérations de partitionnement pour la posture debout A et la posture assise bras levés C, pour un sujet donné.

2.4.4 Identification des segments corporels

L'étape suivante consiste à diviser l'ensemble des points du squelette en 5 groupes qui représentent les régions corporelles suivantes : le tronc, les deux bras et les deux jambes. Pour ce faire nous effectuons une troisième itération de l'algorithme de partitionnement. Contrairement aux deux itérations précédentes appliquées sur les points de chaque couche, cette itération partitionne l'ensemble des points du squelette dans l'espace. Les paramètres utilisés sont un rayon de 10 cm et un nombre de points minimal de 2. Comme pour les deux itérations précédentes, les valeurs de ces 2 paramètres ont été obtenues par essai sur 20 scans extrêmes. On obtient ainsi entre 5 à 7 sous-groupes en fonction de la position et de la morphologie du scan à traiter. Par exemple dans la posture assise, un à deux sous-groupes viennent des points de la chaise sur laquelle sont assis les sujets. Pour déterminer quels sous-groupes sont associés aux cinq segments corporels voulus, la méthode utilisée consiste à calculer les barycentres b_i des sous-groupes et le barycentre de l'ensemble du squelette b_{sql} .

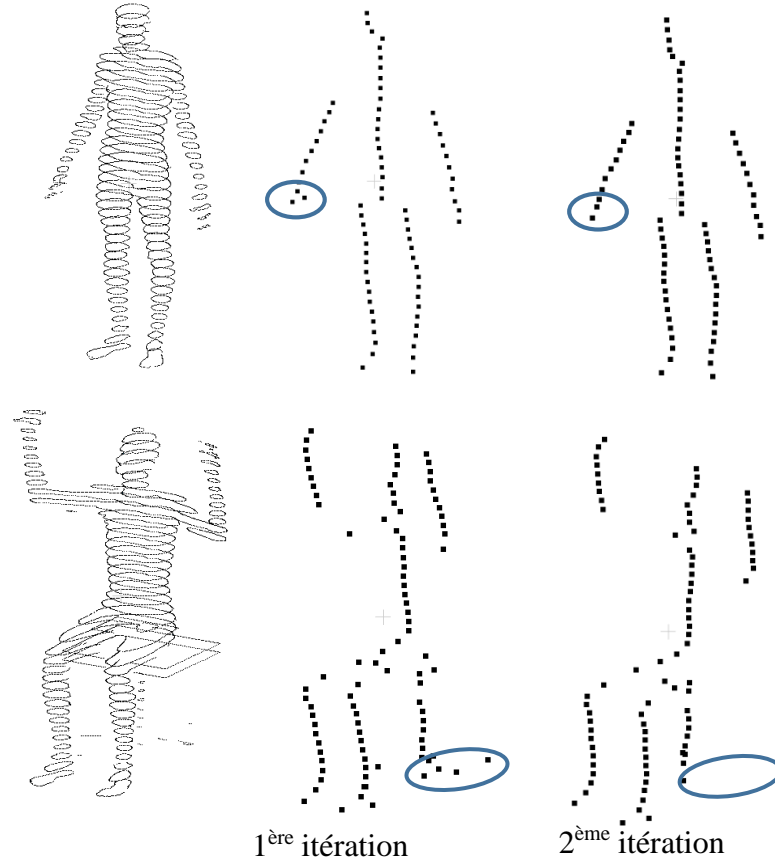


Figure 2.7: État du squelette après deux itérations de l'algorithme de partitionnement. Les cercles représentent les corrections apportées lors de la 2^{ème} itération.

à gauche de b_{sql} . $b_{bras_gauche} = \min y(\text{ensemble des } b_i \text{ où } z_{bi} > z_{bsql})$.

z_{bi} correspond à la coordonnée z du barycentre b_i et z_{bsql} correspond à la coordonnée z du barycentre de l'ensemble du squelette b_{sql} .

- Le bras droit : le sous-groupe qui a un barycentre b_i au-dessus de b_{sql} et qui est le plus à droite de b_{sql} . $b_{bras_droit} = \min x(\text{ensemble des } b_i \text{ où } z_{bi} > z_{bsql})$
- Le tronc : Parmi les sous-groupes non attribués qui ont un barycentre b_i au-dessus de b_{sql} , celui qui est constitué du plus grand nombre de points.
 $b_{tronc} = \max \text{taille}(\text{ensemble restant des } b_i \text{ où } z_{bi} > z_{bsql})$
- La jambe gauche : le sous-groupe qui a un barycentre b_i en-dessous de b_{sql} et qui est le plus à gauche de b_{sql} . $b_{jambe_gauche} = \min y(\text{ensemble des } b_i \text{ où } z_{bi} < z_{bsql})$
- La jambe droite : le sous-groupe qui a un barycentre b_i en-dessous de b_{sql} et qui est le plus à droite de b_{sql} . $b_{jambe_droite} = \min x(\text{ensemble des } b_i \text{ où } z_{bi} < z_{bsql})$

Pour obtenir des droites qui représentent les 5 segments corporels, l'algorithme de préparation de données effectue une régression linéaire sur les sous-groupes identifiés.

Au final nous obtenons un squelette constitué de 5 segments représentant les différentes régions du corps humain. Ce squelette va nous permettre de réorienter le scan complet et les droites du squelette vont servir de repères pour construire les cartes de profondeur des différents membres du corps. Les figures 2.8 et 2.9 représentent un exemple de squelette obtenu pour une posture debout et assise.

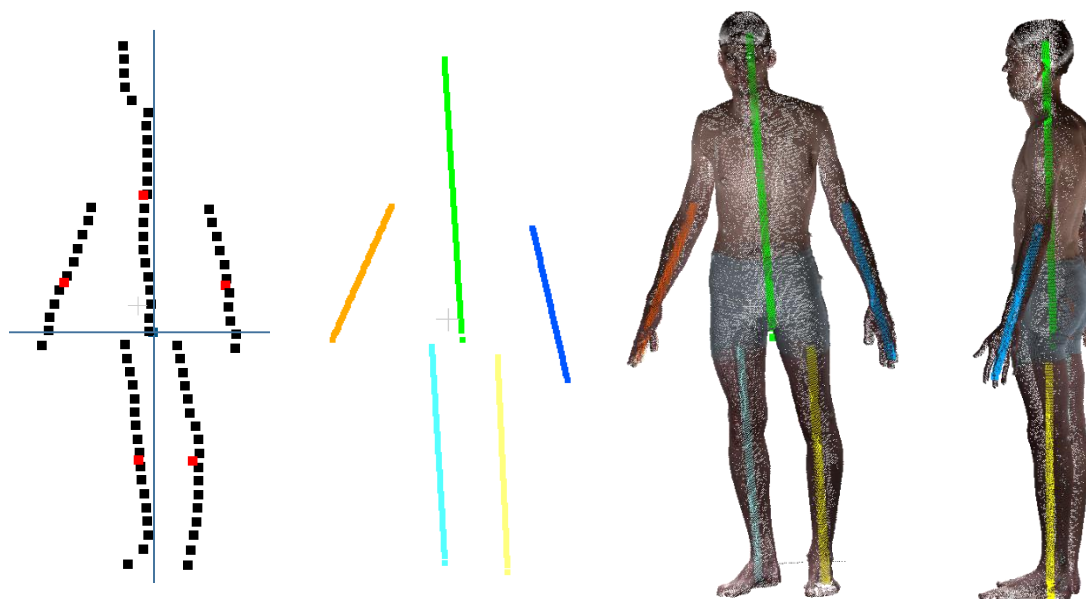


Figure 2.8: Squelette constitué de 5 segments corporels d'un mannequin en posture debout (Posture A)

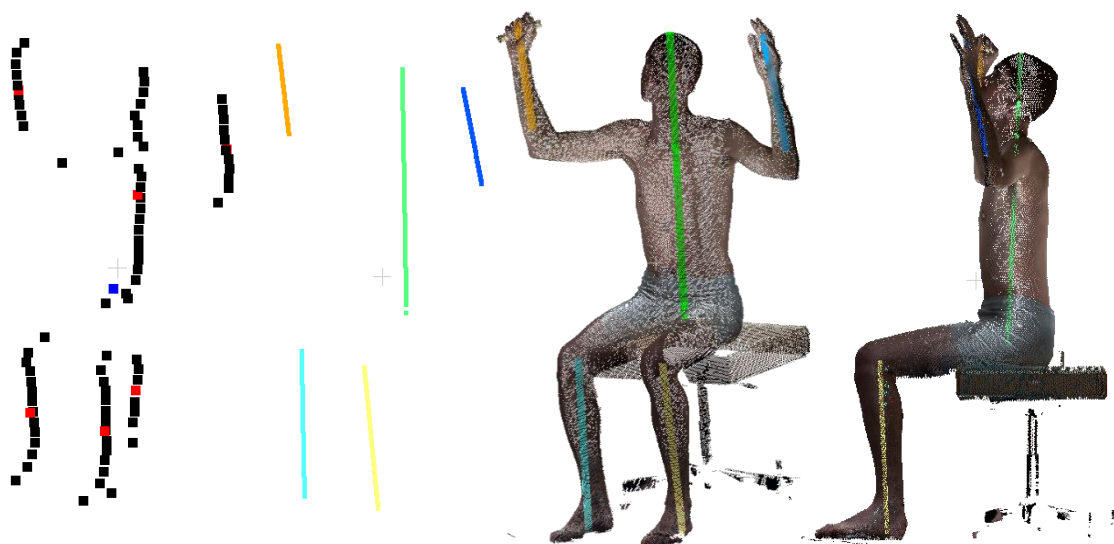


Figure 2.9: Squelette constitué de 5 segments corporels d'un mannequin en posture assise (Posture C)

2.4.5 Orientation du scan

Pour faciliter l'analyse du scan 3D et l'identification automatique des repères anatomiques, il est utile d'avoir comme repère celui défini dans le système de référence anatomique. Il est constitué de l'axe sagittal ou antéro-postérieur (l'axe x) qui part du dos vers le ventre, de l'axe longitudinal (axe z) qui est dans la direction de la colonne vertébrale et de l'axe frontal ou bilatéral qui est un axe horizontal orienté vers la gauche. Les axes x et y des scans 3D de la base de données CAESAR forment un angle d'environ 45 degrés par rapport aux axes du système de référence. De plus l'origine du repère n'est pas au centre du manequin. La méthode suivante permet de réorienter le scan dans le repère standard.

Tout d'abord les coordonnées x et y du barycentre du segment représentant le tronc sont utilisées pour définir la nouvelle origine du repère. Ensuite l'objectif est d'effectuer une rotation de l'ensemble des points du scan de telle sorte que la droite passant par les barycentres des segments des deux jambes soit parallèle à l'axe y . Pour ce faire l'algorithme calcule l'angle avant rotation entre cette droite et l'axe y puis multiplie l'ensemble des points par la transposée de la matrice de rotation autour de l'axe z . On utilise la transposée de la matrice car les coordonnées des points dans notre algorithme sont sous la forme de vecteur ligne. La figure 2.10 compare la position du scan avant et après l'application de l'algorithme de réorientation du scan.

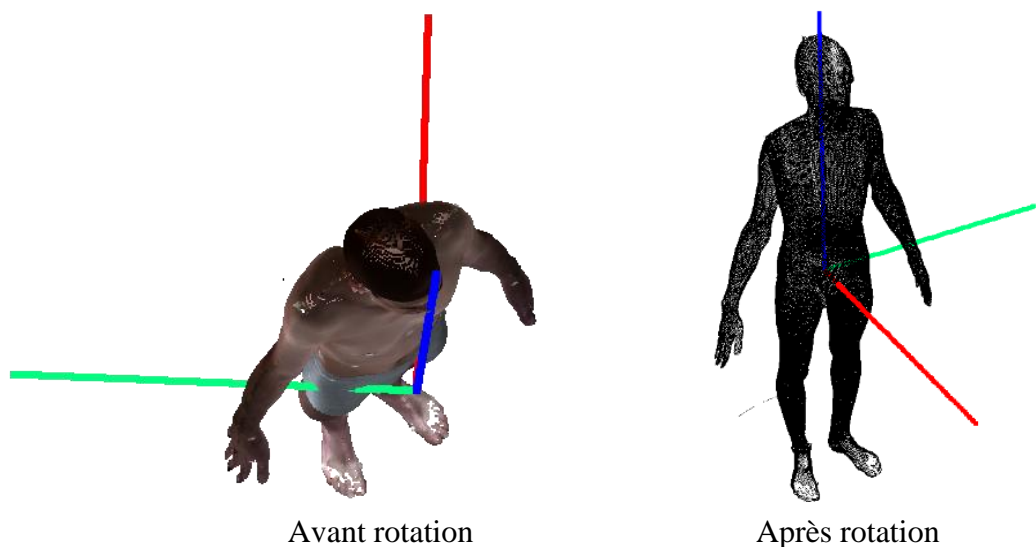


Figure 2.10: Orientation du scan dans le repère anatomique de référence

2.5 Segmentation et carte de profondeur

Pour faciliter l'identification automatique des repères anatomiques, il est utile de segmenter l'ensemble du scan 3D en différentes régions corporelles : le tronc, les bras, les jambes. Cette segmentation est importante car elle permet de réduire le temps d'exécution de l'algorithme en limitant le nombre de points à traiter. Par exemple dans la méthode de construction du squelette préliminaire, environ 40% du temps de calcul est consommé lors de l'importation des 200 000 vertices du scan 3D. La méthode développée dans cette étude permet de segmenter automatiquement un scan 3D en utilisant les informations du squelette préliminaire. La première étape de la méthode consiste à élaborer les cartes de profondeur du tronc, des bras et des jambes. Il n'y a pas de découpage de l'ensemble du scan directement pour la segmentation car la méthode de construction des cartes de profondeur employée permet de sélectionner seulement les points associés à une région corporelle donnée. La deuxième étape consiste à utiliser des techniques de traitement de l'image pour retirer les points aberrants des cartes de profondeur et approximer les points manquants.

2.5.1 Carte de profondeur du tronc, des jambes et des avant-bras

2.5.1.1 Concept de carte de profondeur

Nous avons décidé dans cette étude de construire une base de données des cartes de profondeur 2D des régions corporelles. Cela permettra par la suite ou pour une prochaine étude d'utiliser des techniques de traitement d'images.

Une carte de profondeur appelée aussi « z-map » ou « depth map » est une image en niveau de gris qui contient les informations d'un objet 3D. Elle est basée sur la distance des points de l'objet par rapport à un élément de référence. Dans le cas du corps humain, nous avons utilisé le constat fait par Leong et al. (2007), qui ont remarqué que la forme des membres du corps humain tels que les bras, les jambes et le tronc ressemble à un cylindre. Ainsi pour construire nos cartes de profondeur nous allons utiliser comme élément de référence les axes du squelette préliminaire. Cela revient à se positionner dans un repère dont l'axe z est confondu avec l'axe du squelette du membres corporels que l'on veut cartographier puis à convertir les points du scan en coordonnées cylindriques (r, θ, z) . La coordonnée r d'un point est la distance entre le point et le squelette du membre corporel. Elle est représentée sur les cartes de profondeur par l'intensité du niveau de gris

du pixel qui est associé à au point. Les deux autres coordonnées θ et z correspondent à la position du pixel dans l'image.

L'objectif de cette étude est de repérer les repères anatomiques avec une marge d'erreur de l'ordre du centimètre. Lors de la construction des cartes de profondeur nous avons choisi une résolution qui aboutit à une distance de 5 mm entre les points associés à deux pixels adjacents. Ainsi en fonction de la zone du corps cartographiée la taille de l'image varie. En effet les dimensions des membres du corps sont différentes, ainsi que l'ordre de grandeur de la distance entre les points et l'axe de ces membres. Par exemple la hauteur du tronc est d'environ 1 mètre et la distance entre l'axe et les points du tronc peut varier entre 5 et 30 cm. Alors que la longueur de l'avant-bras est d'environ 40 cm et la distance entre l'axe et les points de l'avant-bras peut varier entre 2 et 8 cm. Ce qui donne des images de taille 64x200 pour le tronc et 32x100 pour l'avant-bras. La figure 2.11 est un exemple de carte de profondeur du tronc. Les zones blanches correspondent aux zones manquantes dans le scan 3D.

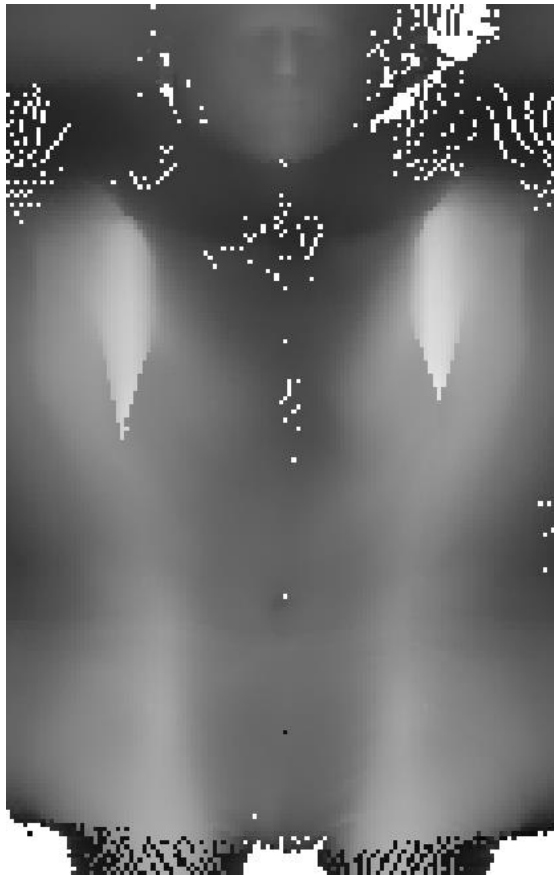


Figure 2.11: Exemple de carte de profondeur du tronc

2.5.1.2 Méthode d'obtention des cartes de profondeur

Dans notre étude, la construction d'une carte de profondeur d'un membre est basée sur la procédure suivante :

- Sélection des points du scan qui sont compris entre les extrémités du squelette du membre (Figure 2.12 (a)).
- Réorientation de l'ensemble des points sélectionnées pour avoir l'axe du segment corporel coïncidant avec l'axe z . Cette réorientation permet par la suite de convertir les points en coordonnées cylindriques. (Figure 2.12(b) et (c)).
- Dans les cartes de profondeur, la position du pixel en hauteur représente sa coordonnée z dans l'espace. Sa position dans la largeur de l'image est liée à la plage angulaire dans laquelle se trouve sa coordonnées cylindrique θ . Ainsi chaque pixel de l'image représente en fait une surface cylindrique. L'algorithme va créer, pour chaque pixel, un volume C_i en forme de portion de cylindre qui représente l'ensemble des localisations possibles dans l'espace, du point associé à ce pixel. Ensuite, l'ensemble des points du scan sont parcourus et regroupés en fonction du volume C_i dans lequel ils sont situés. Par exemple la figure 2.12 (d) montre pour une section du bras, les groupes de points en fonctions du volume dans lequel ils sont situés. Les traits en pointillés de la figure 2.12 (d) représentent les limites des différents volumes C_i . À cette étape nous avons toujours dans les volumes C_i des points qui appartiennent au tronc. Étant donné que l'on veut cartographier le bras, il faut donc supprimer ces points.
- Dans chaque groupe constitué, l'algorithme choisit le point le plus proche de l'axe central. Ce sont les points entourés dans la figure 2.12 (d). Cela permet de s'assurer de sélectionner seulement des points appartenant à la région corporelle cartographiée. En utilisant cette méthode, nous avons donc effectué une segmentation d'un membre sans avoir à utiliser des plans ou des lignes pour délimiter la région où se trouvent les points de ce membre. Le fait de prendre les points les plus proches permet aussi d'éliminer les points qui sont en fait du bruit. À la fin de cette étape nous avons uniquement les points présents sur la figure 2.12 (e).
- Le résultat de cette procédure est une matrice qui contient la coordonnée r du point représentatif de chaque groupe. Cette matrice correspond à la carte de profondeur. Les indices de cette matrice correspondent aux coordonnées θ et z des points. Par exemple

l'indice (1, 16) correspond au point qui à une hauteur égale à celle de la première tranche et qui a une coordonnée θ de 90 degrés. En effet pour l'avant-bras l'image est de taille 32x100 et en coordonnées cylindrique l'angle de θ varie de 0 à 180 degrés. Ce qui explique que les pixels de l'image situé sur la seizième colonne ont une coordonnées θ de 90 degrés. En fait ces pixels représentent le profil du dos. Enfin, pour avoir une image en niveau de gris, il suffit de normaliser les valeurs de la matrice entre 0 et 1.

On applique cette procédure sur les 5 segments de notre squelette préliminaire pour obtenir des cartes de profondeur du tronc, des avants bras et des jambes.

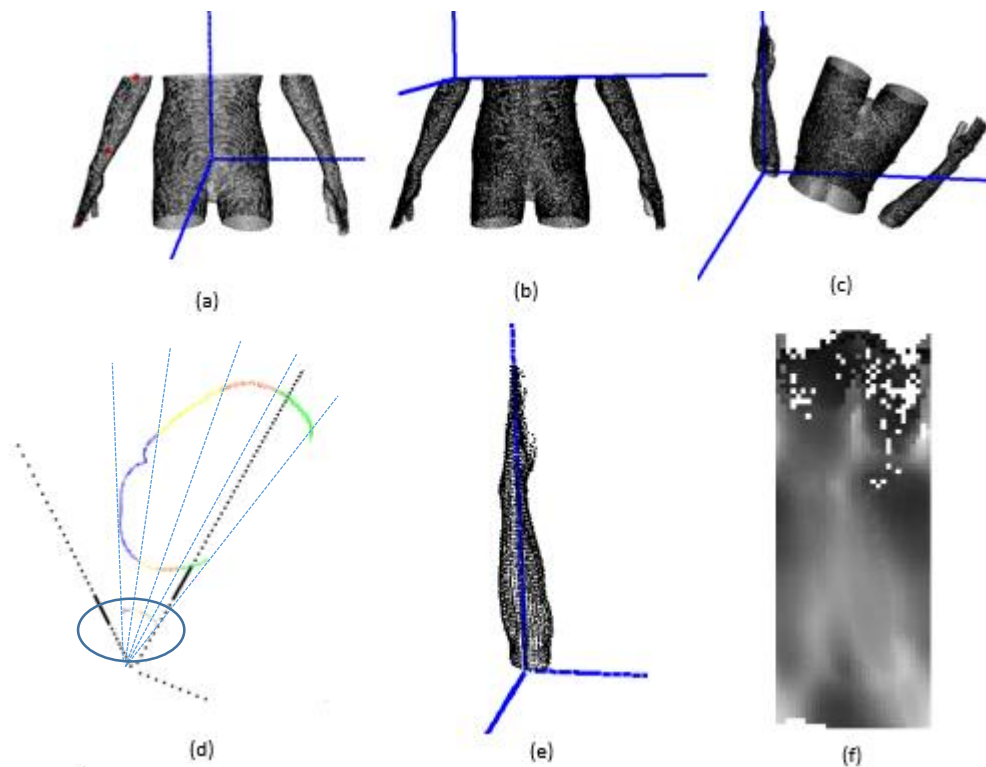


Figure 2.12: Les étapes de construction des cartes de profondeur : (a) utilisation du segment du squelette grossier ; (b) changement d'origine ; (c) rotation du nuage de points ; (d) sélection des points qui appartiennent au bras ; (e) bras segmenté ; (f) carte de profondeur du bras

2.5.2 Filtrage du bruit et approximation des points manquants

2.5.2.1 Bruit et zones manquantes

Les pixels blancs visibles sur nos cartes de profondeur correspondent aux zones manquantes du scan 3D. Ces zones manquantes sont en général des surfaces du corps qui ne sont pas visibles par l'objectif de la caméra du scanner 3D. C'est le cas par exemple des dessous de bras ou du dessous de cuisse en position assise. Certaines zones manquantes sont aussi des pertes de données. Par exemple la figure 2.13 montre un exemple de zones manquantes au niveau de la tête, des cuisses et des épaules.

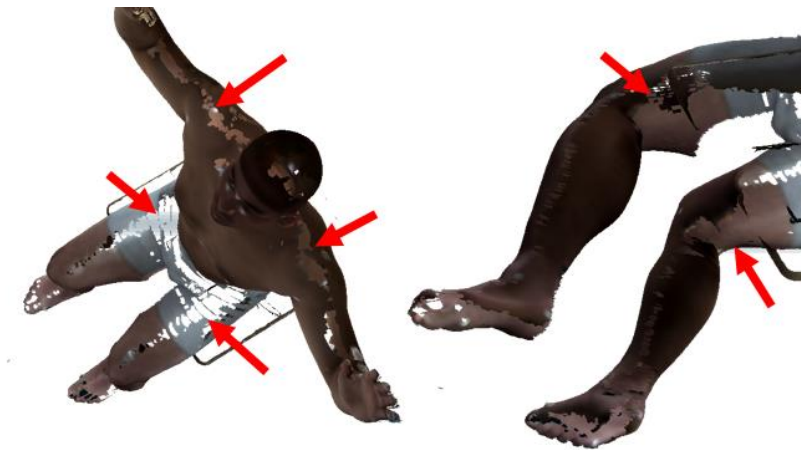


Figure 2.13: Exemples de zones manquantes sur le scan 3D d'un mannequin en posture C

Un autre problème consiste à repérer les points qui sont du bruit. C'est-à-dire des points aberrants. Ces points sont des points qui n'appartiennent pas à la surface du corps du membre étudié. Ils peuvent être dus à des erreurs lors du scannage. Notre méthode qui consiste à convertir les points en coordonnées cylindriques, puis à regrouper ces points en sous-groupes qui représentent un pixel peut aussi être à l'origine de ce bruit. En effet si le sous-groupe constitué, ne contient que des points qui appartiennent à une autre partie du corps que celle qui est ciblée, le point représentatif du pixel sera faux. Par exemple la figure 2.14, qui représente le bras d'un sujet après segmentation, montre des points aberrants qui appartiennent en fait au tronc.

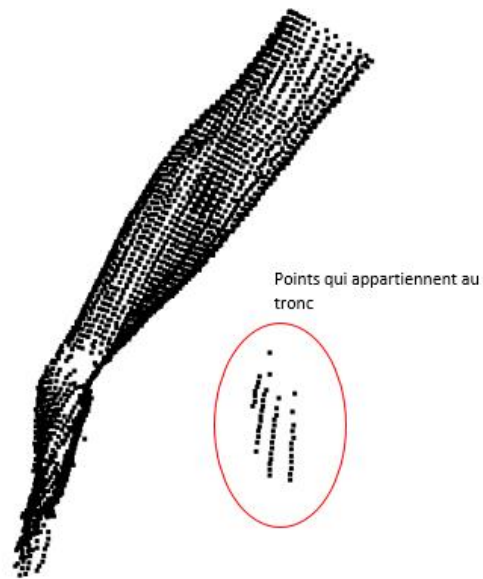


Figure 2.14: Bruit généré par les points du tronc lors de la construction des cartes de profondeur

Pour corriger ces deux problèmes nous allons appliquer des techniques de traitement d'images sur nos cartes de profondeur.



Figure 2.15: Effet du lissage conservatif sur les cartes de profondeur

2.5.2.2 Approximation des points manquants

Il existe plusieurs techniques en imagerie pour filtrer le bruit. Les techniques de filtre du bruit les plus répandues sont le lissage gaussien, le filtre moyen, le filtre médian. Dans notre cas les zones manquantes et les points aberrants peuvent être considérés comme du bruit, mais de type « salt and pepper » (Burger et Burge, 2009). Ce type de bruit correspond à des pixels blancs ou noirs répartis aléatoirement sur l'image. Les filtres efficaces pour ce type de bruit sont le filtre médian et le lissage conservatif (Joshi, Boyat, et Joshi, 2014). Le filtre médian consiste à remplacer la valeur du pixel par la médiane des valeurs des pixels voisins. Le lissage conservatif consiste à vérifier

que la valeur du pixel est comprise entre les bornes des valeurs des pixels voisins. Dans le cas où cette condition n'est pas respectée, on remplace la valeur du pixel par la valeur maximale ou minimale parmi les pixels voisins. Nous avons choisi d'appliquer cette dernière technique à nos cartes de profondeur car elle modifie très peu l'image et conserve mieux les détails par rapport au filtre médian (<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/csmooth.htm>).

L'image 2.15 présente le résultat de la carte de profondeur après application du lissage conservatif. On observe bien que les points blancs isolés ont été correctement remplacés. Par contre les zones manquantes larges ne sont pas approximées correctement.

2.5.3 Sauvegarde des cartes de profondeur

Les cartes de profondeur sont sauvegardées sous la forme de fichier texte. La valeur du pixel sauvegardé, correspond à la distance entre le point et l'axe du squelette préliminaire du membre cartographié. Ensuite en fonction de la localisation du pixel on obtient les deux autres coordonnées cylindriques : Le numéro de ligne correspond à la coordonnée z et le numéro de colonne à la coordonnée θ . Cependant le numéro de ligne et celui de colonne d'un pixel sont juste des indices qui correspondent au numéro de tranche et au numéro de profil sur lequel le point représentatif du pixel est situé. Pour connaître, la hauteur et l'angle réel de ce point, il faut connaître la distance entre deux tranches et l'angle entre deux profils. Ces deux informations sont donc aussi sauvegardées dans nos fichiers texte. Ils sont stockés dans les deux premières lignes.

Lorsque les algorithmes identifient un point anatomique sur les cartes de profondeur, les coordonnées de ce point sont dans le repère local de la partie du corps étudiée. En effet avant de convertir le nuage de points en coordonnées cylindriques, notre algorithme de construction de carte de profondeur a effectué un changement d'origine et deux rotations du nuage de points selon l'axe x et l'axe y pour faire correspondre l'axe z , au segment du squelette préliminaire. Ainsi pour avoir les coordonnées du point anatomique identifié, dans le repère d'origine du corps entier, il faut effectuer les transformations inverses. C'est dans cette optique que nous avons aussi sauvegardé dans notre fichier texte, les angles de rotation effectués et les coordonnées de l'origine dans l'ancien repère. La figure 2.16 présente un exemple de début de carte de profondeur.

Pour résumer, nos fichiers de carte de profondeur ont la structure suivante :

- Hauteur en millimètres entre deux tranches successives

- Angle en radian entre deux profils
- Angle en radian de la rotation autour de l'axe x
- Angle en radian de la rotation autour de l'axe y
- Coordonnées de l'origine dans le repère du corps entier
- Valeurs des différents pixels

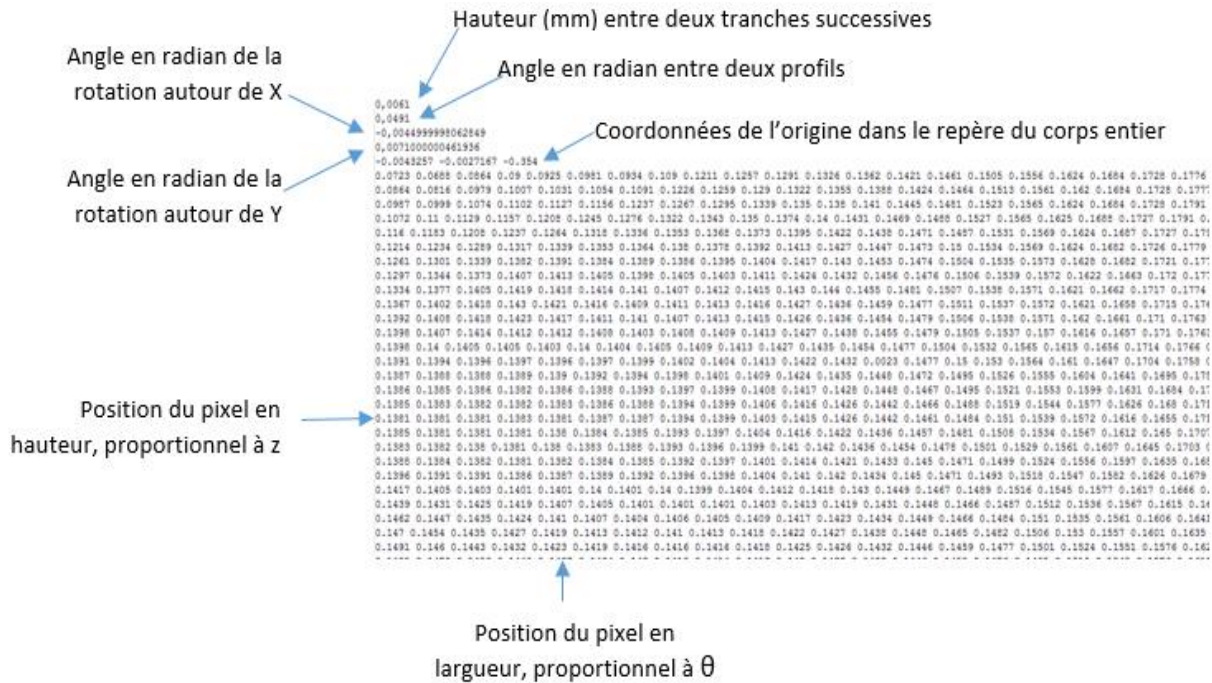


Figure 2.16: Exemple de structure des cartes de profondeur

2.6 Techniques de détection des repères anatomiques

Pour déterminer la position des repères anatomiques au niveau du tronc Leong et al. (2007) ont adapté des algorithmes tirés des techniques de traitement de l'image. Nous allons appliquer leurs méthodes à nos cartes de profondeur pour extraire les repères anatomiques nécessaires à la mise à jour de la norme ISO14738.

Leurs méthodes consistent à appliquer sur des portions de la carte de profondeur des matrices de convolution. Les matrices de convolution ou masque sont utilisées en imagerie pour traiter la matrice constituée des pixels de l'image. Elles sont en fait des filtres utilisés pour avoir un effet recherché sur une image, comme par exemple l'estompement, l'affutage ou la détection de contour.

Leong et al. (2007) ont utilisé deux types de matrices de convolution qui indiquent la variation de profondeur (coordonnées cylindriques r) d'un pixel par rapport à ses voisins. Ces deux types de masques sont : le masque de Sobel et le masque de Laplace.

2.6.1 Le masque de Sobel

Dans notre étude nous appliquons un masque de Sobel à une dimension sur des profils de nos cartes de profondeur. Un masque de Sobel 1-D appliqué à un profil permet d'obtenir en fait une dérivée discrète de premier ordre de ce profil. Il est donc utile pour identifier des repères anatomiques qui sont des extremums locaux sur nos cartes de profondeur, comme par exemple le point antérieur de l'abdomen ou les deux styloïdes au niveau des poignets. La figure 2.17 présente le processus d'obtention du point le plus reculé du dos en position debout en utilisant un masque de Sobel. La première étape consiste à sélectionner dans la carte de profondeur, les profils où le point recherché est potentiellement situé. Par exemple pour le point le plus reculé du dos l'algorithme procède en 4 étapes :

- Sélection des profils qui contiennent les points qui ont leurs coordonnées cylindriques θ compris entre 70 et 90 degrés et entre -70 et -90 degrés.
- Sur chaque profil, le masque de Sobel est appliqué pour obtenir la dérivée du profil.
- L'algorithme sélectionne l'extremum local qui correspond au point le plus élevé de la partie supérieure du dos. Dans notre cas c'est le deuxième sommet qui est sélectionné.
- Enfin parmi les extremums identifiés sur chaque courbe, celui qui est à la coordonnée cartésiennes x , la plus faible est considérée comme étant le point le plus reculé de la partie supérieure du dos.

Nous appliquons cette procédure pour repérer certains des repères anatomiques en adaptant les profils et le numéro de l'extremum sélectionné :

- Point le plus antérieur des fesses en posture assise (carte de profondeur du tronc en posture B, profils compris entre 70 et 90 degrés et entre -70 et -90 degrés, sélection du premier sommet).
- Rotule du genou en position assise (Carte de profondeur de la jambe en posture B, profils compris entre -10 et 10 degrés, sélection du dernier sommet).

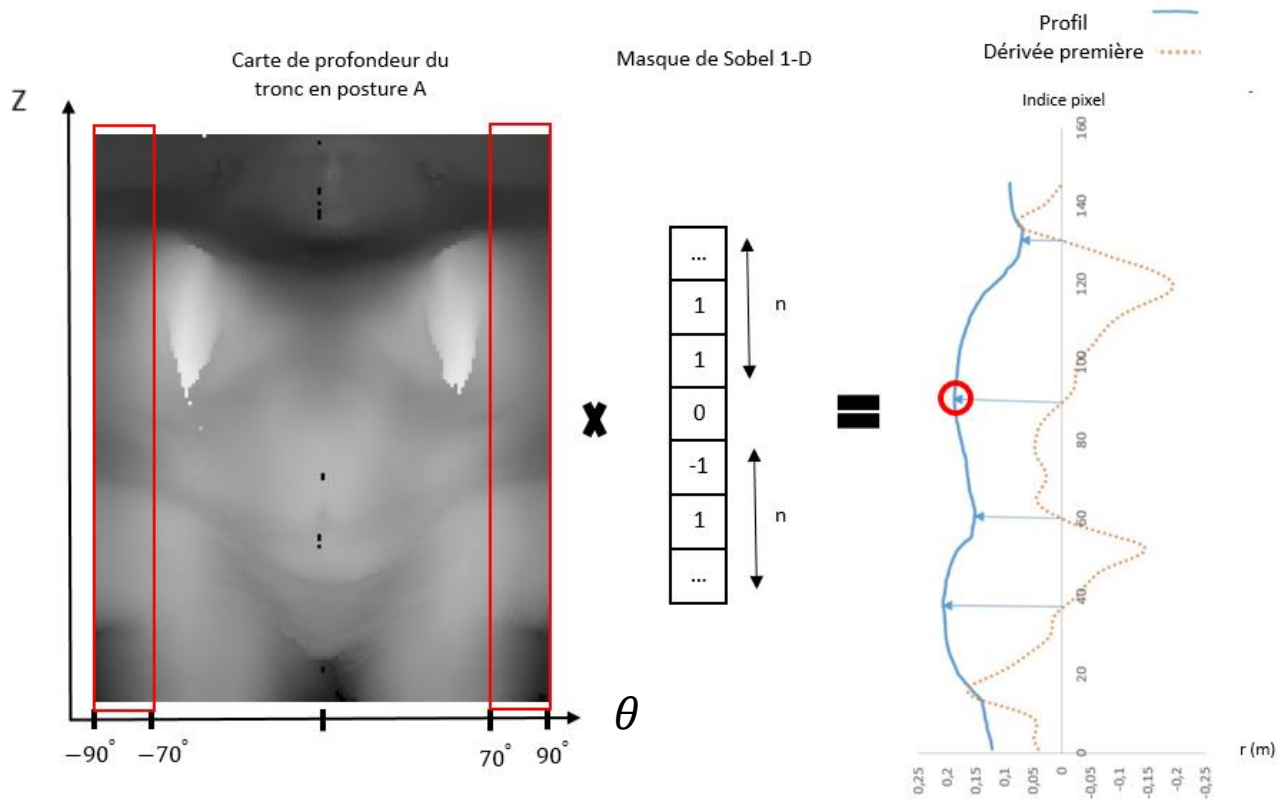


Figure 2.17: Application du masque de Sobel pour déterminer le point le plus reculé de la partie supérieure du dos

2.6.2 Le masque de Laplace

Le masque de Laplace est souvent utilisé en traitement d'images pour obtenir les contours des objets dans une image. Un masque de Laplace 1-D peut s'apparenter à une dérivée seconde discrète. Il permet ainsi de repérer les points où il y a un changement important de courbure. Un pic positif après application du masque de Laplace traduit une augmentation importante de la courbure, alors qu'un pic négatif équivaut à une diminution de la courbure. Nous avons utilisé ce masque sur des profils et des zones complètes des cartes de profondeur.

La figure 2.18 présente l'application du masque de Laplace sur le profil correspondant à des points de coordonnées cylindrique θ de 45 degrés. Nous avons approximé la localisation de l'acromion par le point où la courbure du profil de l'épaule augmente fortement. Nous avons utilisé la même approche pour déterminer le point le plus haut de la face supérieure de la cuisse en position assise (figure 2.20)

La figure 2.19 présente l'application d'un masque de Laplace sur l'ensemble de la partie supérieure de la carte de profondeur. Dans ce cas le masque est une matrice de convolution 3x3 qui s'applique à l'ensemble des pixels de la région sélectionnée. Nous avons utilisé ce type de méthode pour déterminer la localisation des aisselles sur les scans en position debout par exemple. Lors de l'application du masque sur une zone complète l'algorithme suit les étapes suivantes :

- Extraction de la zone de la carte de profondeur étudiée. Par exemple pour les aisselles, l'algorithme sélectionne toutes les tranches qui sont dans la moitié supérieure de la carte de profondeur du tronc.
- Application du masque de Laplace avec un seuil. Seuls les pics supérieurs à un seuil sont sélectionnés.
- Sur la nouvelle image, l'algorithme détecte les 4 points blancs qui sont les limites des frontières. Un point limite est un pixel blanc qui n'a qu'un seul pixel blanc dans son voisinage.

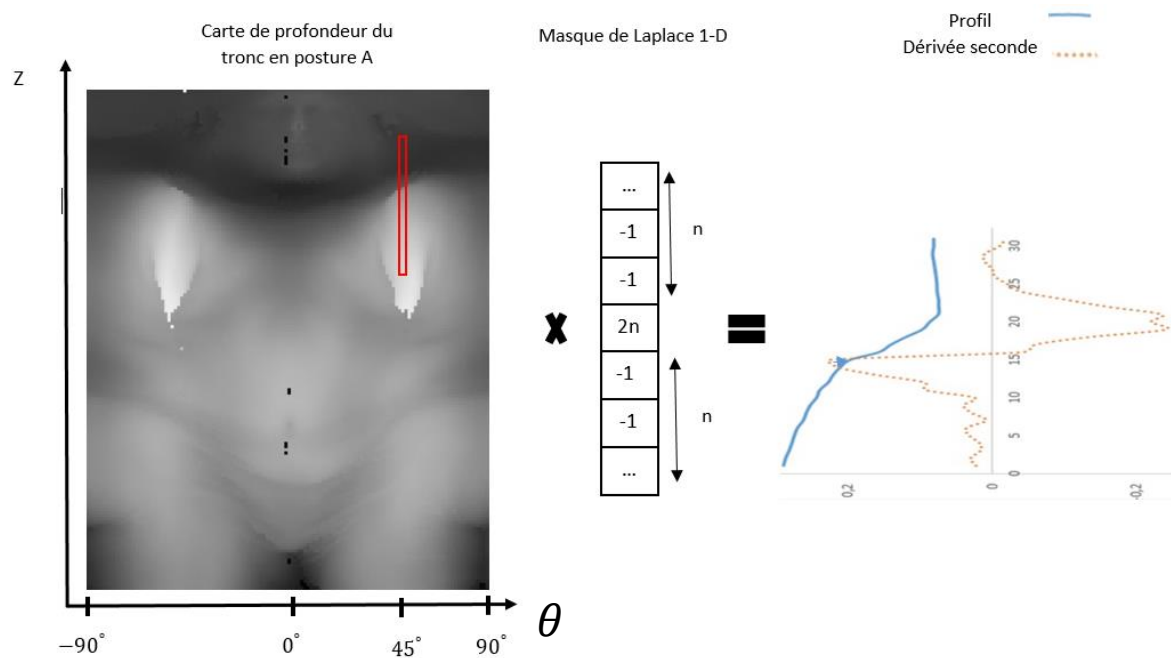


Figure 2.18: Application du masque de Laplace 1D pour déterminer la position de l'acromion

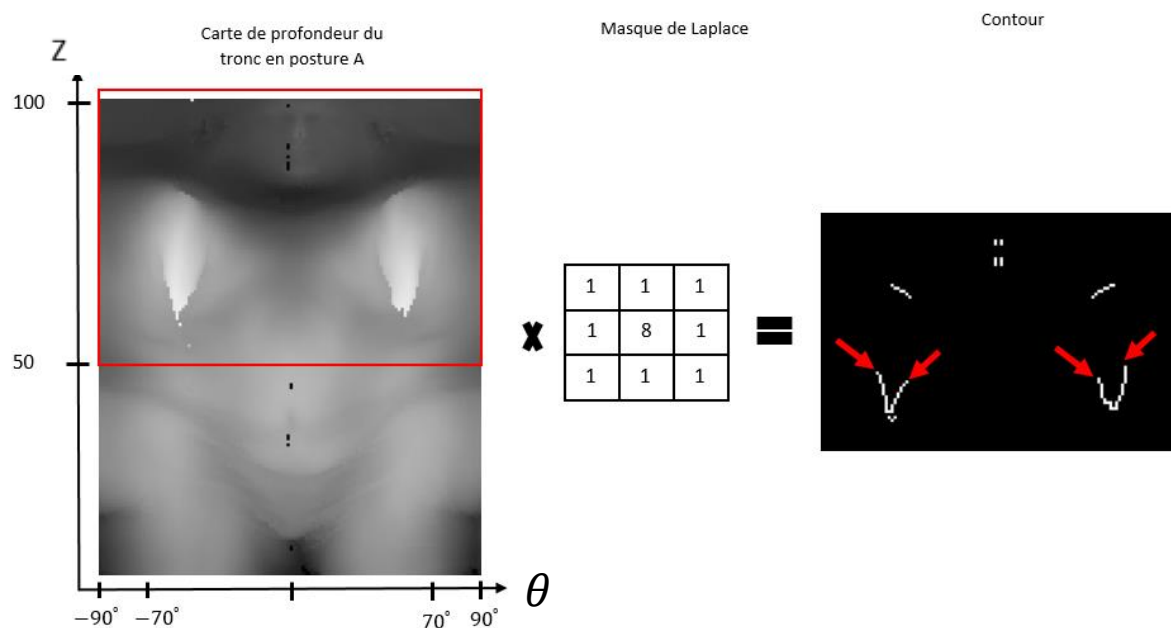


Figure 2.19: Application du masque de Laplace 3x3 pour obtenir la position des aisselles

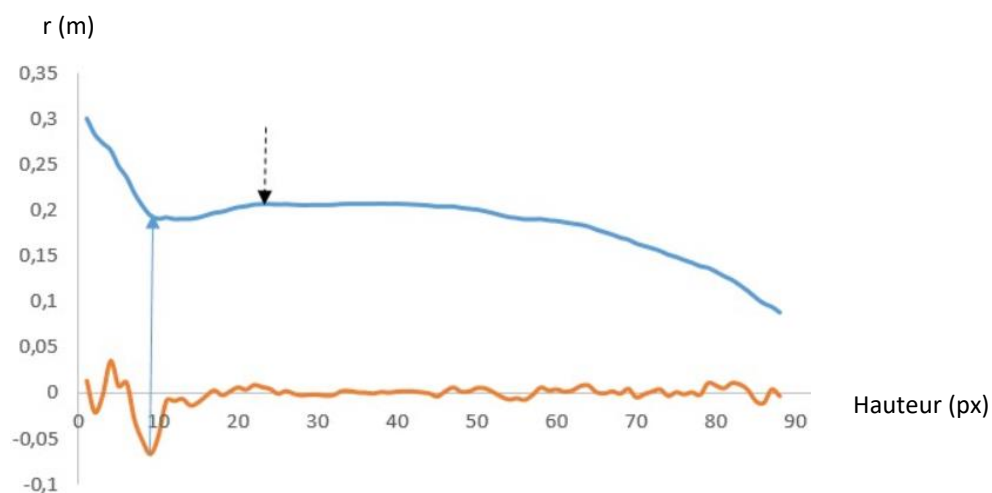


Figure 2.20: Profil pour identifier le point le plus avancé de l'abdomen et le point le plus haut de la cuisse

2.6.3 Analyse des circonférences des tranches de la carte de profondeur

Pour déterminer la localisation de certains repères anatomiques ou de réduire leur zone de recherche, nous avons aussi utilisé, la variation de la circonférence des sections des scans 3D. Ces

sections correspondent aux tranches de nos cartes de profondeur. Pour rappel, tous les pixels d'une même ligne sur nos cartes de profondeur, représentent les points du scans3D situés à une même hauteur.

Pour déterminer la circonférence à partir de l'ensemble des points d'une tranche, nous avons considéré que chaque pixel de la carte de profondeur correspond à un arc de cercle. Cette hypothèse permet d'approximer la circonférence par la formule suivante :

$$Circonférence = \sum_{i=0}^n \frac{2\pi r_i}{n}$$
 avec n=le nombre de points de la couche et r_i la profondeur du points i par rapport au segment de référence de la carte de profondeur.

En analysant la courbe de variation de la circonférence en fonction de la hauteur de la tranche, nous pouvons déterminer sur quelles tranches se situe le repère anatomique recherché. Par exemple pour repérer la position des styloïdes dans les scans, nous avons remarqué que ces deux repères sont situés sur les tranches de l'avant-bras qui ont la plus petite circonférence au niveau du poignet. À partir de ce constat nous avons mis en place un algorithme qui est basé sur les étapes suivantes :

- Calcul des circonférences des différentes tranches de la carte de profondeur correspondant à l'avant-bras.
- Analyse de la variation de circonférence en fonction de la hauteur de la tranche.
L'algorithme récupère les tranches autour du minimum de la courbe (figure 2.21).
- Sur les tranches sélectionnées l'algorithme sélectionne les valeurs les plus extrêmes situées sur les profils à +/- 90 degrés. Nous avons pris les valeurs les plus élevées car les styloïdes sont des points saillants situés sur les extrémités osseuses des os de l'avant-bras.

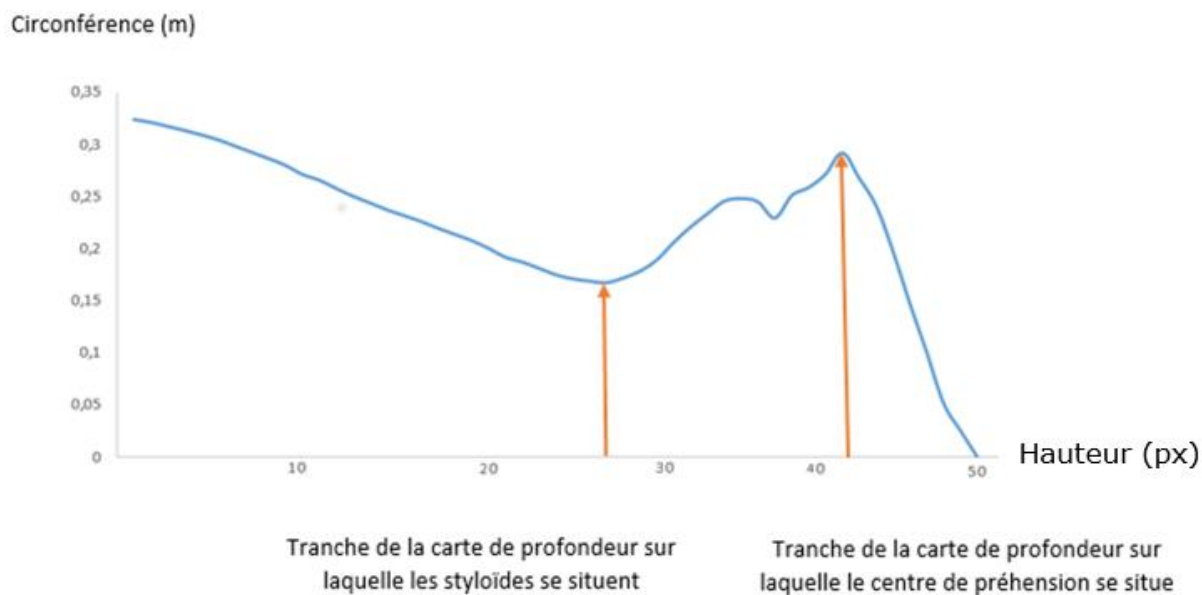


Figure 2.21: Variation de la circonférence en fonction de la hauteur de l'avant-bras droit et de la main droite de la posture C

Nous avons aussi utilisé cette approche pour déterminer les tranches sur lesquelles peuvent être situées le centre de préhension de la main. Sur la figure 2.21 qui représente la variation de circonférence de l'avant-bras et de la main droite en posture C, le pic de circonférence est causé par le bâton de préhension. Nous avons donc considéré que le centre de préhension est situé sur les tranches voisines de ce pic.

Cette approche nous permet aussi de réduire la zone de recherche de certains repères anatomiques, comme par exemple la zone de recherche de l'acromion. La figure 2.22 présente l'évolution de la circonférence au niveau du tronc. La plus petite circonférence, correspond au début du cou, alors que la plus grande correspond au début du bras. Cela nous a permis de limiter la zone de recherche de l'acromion, aux tranches comprises entre ces deux valeurs.

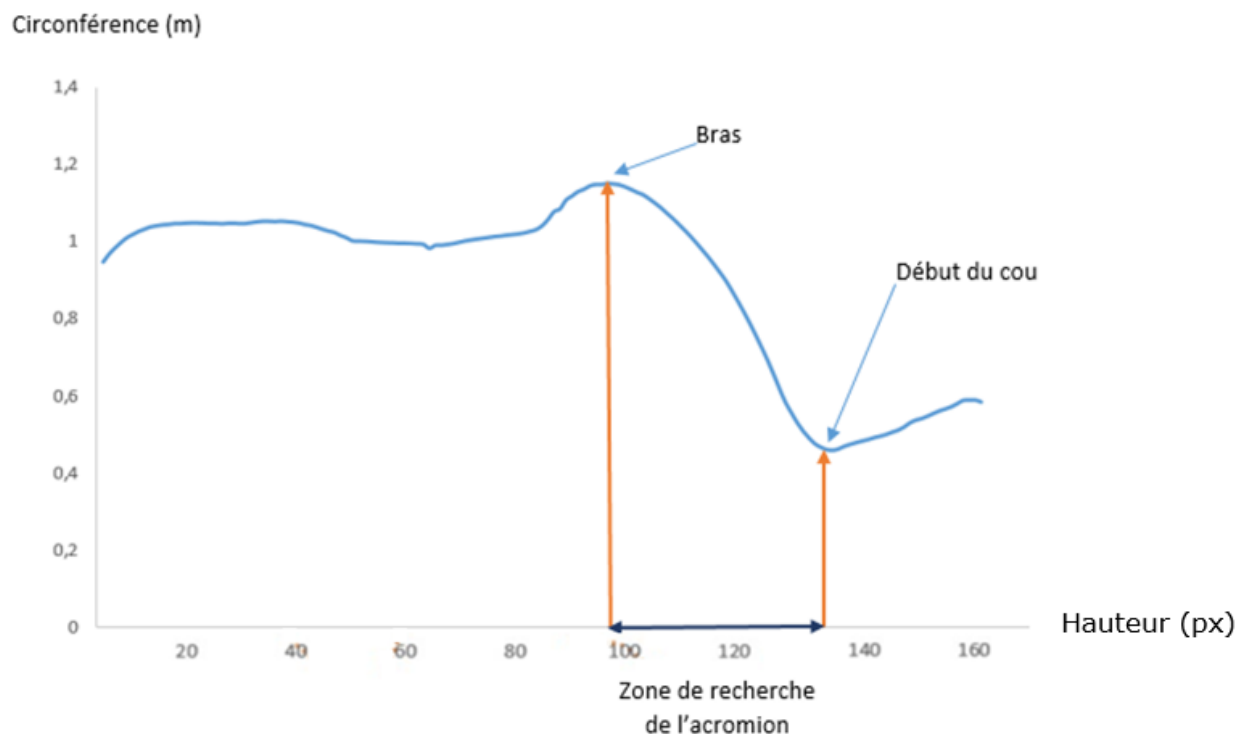


Figure 2.22: Variation de la circonférence en fonction de la hauteur du tronc en posture A

2.7 Identification des repères anatomiques

Un des objectifs de cette étude est de mesurer automatiquement les 8 dimensions de la figure 1.3 sur les scans 3D des mannequins. Certaines de ces dimensions sont obtenues dans des postures non présentes dans la base CAESAR. C'est le cas par exemple de la distance fonctionnelle de préhension qui est mesurée sur un sujet avec un bras tendu vers l'avant. Nous allons approximer ces dimensions en faisant l'hypothèse qu'elles sont la somme de mesures pouvant être extraites des postures des scans de la base CAESAR.

2.7.1 La distance fonctionnelle de l'avant-bras

La distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras (figure 2.23) est la distance horizontale entre la face postérieure du bras au niveau du coude et le centre de préhension de la main lorsque l'avant-bras et le bras forment un angle de 90 degrés. Pour obtenir cette dimension nous avons utilisé la posture C et repéré le centre de préhension de la main droite et la pointe du coude. La différence

entre les coordonnées suivant l'axe z de ces deux repères sert à approximer la distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras.

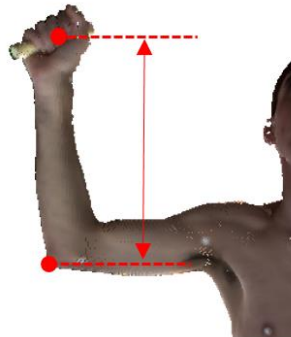


Figure 2.23: Distance fonctionnelle de l'avant-bras

2.7.2 La distance fonctionnelle de préhension

La distance fonctionnelle de préhension est la distance horizontale entre le centre de préhension de la main et un plan vertical passant par les omoplates. Le sujet est en posture debout avec les fesses et les omoplates appuyées sur une surface. Le bras est tendu à l'horizontale. Pour obtenir cette dimension nous l'avons décomposée en trois dimensions (figure 2.24) :

- La distance verticale entre le centre de préhension et le centre du poignet, obtenue sur la posture C. Le centre du poignet correspond au milieu des deux styloïdes.
- La distance entre le centre du poignet et le centre de l'épaule lorsque le mannequin est en posture debout A. Le centre de l'épaule est approximé comme étant le barycentre de l'acromion et des aisselles postérieures et antérieures.
- La distance horizontale entre le centre de l'épaule et un plan passant par le point le plus reculé de la partie haute du dos.

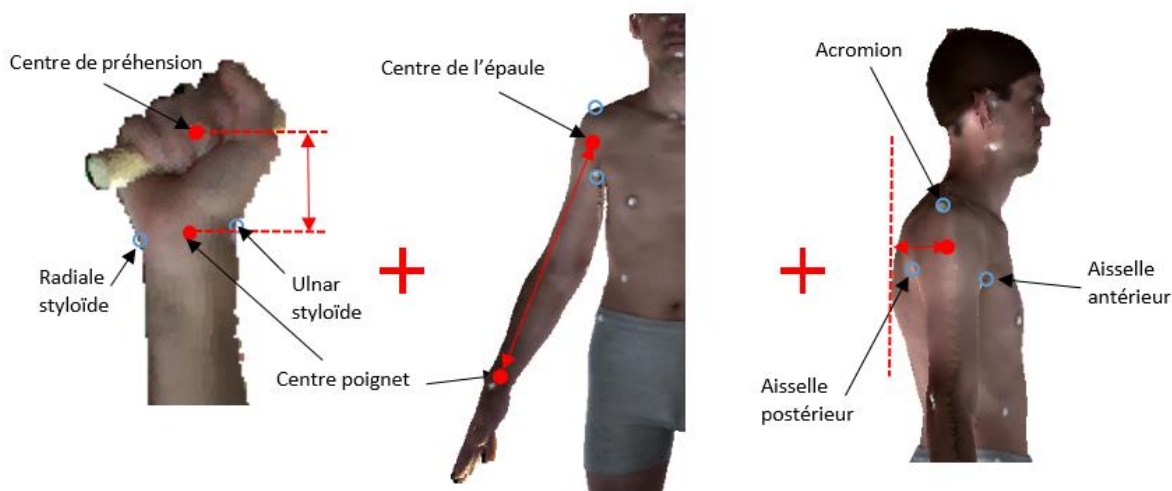


Figure 2.24: Combinaison de mesure pour obtenir la distance fonctionnelle de préhension

Cette décomposition de la distance fonctionnelle de préhension est basée sur l'hypothèse que l'articulation de l'épaule est un pivot d'axe Y, passant par un centre théorique de l'épaule qui est le barycentre de l'acromion et des aisselles postérieures et antérieures. Cette hypothèse est fausse car l'articulation de l'épaule est plus complexe et elle permet entre autres une translation horizontale qui n'est pas considérée dans notre modèle. De plus cette dimension demande d'avoir les omoplates en contact avec le support. Dans les scans, les épaules sont relâchées. Ces facteurs rendent l'approximation de cette mesure difficile avec les postures disponibles dans la base CAESAR. Notre approche en décomposition est la manière la plus plausible d'estimer cette mesure. Il serait possible de réduire l'erreur de notre hypothèse en utilisant un modèle de régression qui exprime la position de la main par rapport au corps en fonction de la valeur des degrés de liberté de l'épaule.

2.7.3 L'atteinte latérale du bras

La norme ISO14738 utilise la mesure de l'atteinte latérale du bras fournie dans la norme ISO15534. Dans cette norme, cette dimension est calculée à partir de la distance fonctionnelle de préhension en lui soustrayant une valeur fixe de 12 cm. Dans notre étude nous avons approximé cette dimension en additionnant la distance centre de préhension-centre du poignet et la distance centre du poignet-centre de l'épaule. En fait cette dimension utilise les mêmes mesures que la distance fonctionnelle de préhension sans prendre en compte la distance entre le centre de l'épaule et le point antérieur du dos.

2.7.4 La longueur fesses-abdomen

La distance fesses-abdomen (figure 2.25) correspond à la distance horizontale entre le point le plus avancé de l'abdomen et le point le plus reculé du massif fessier. Le sujet est en position assise et redressé au maximum. Pour obtenir cette dimension nous avons repéré le point le plus antérieur de l'abdomen et le point le plus postérieur des fesses sur la posture assise C. Nous avons choisi la posture C au lieu de la posture B car le mannequin sur la posture B est assis au repos.

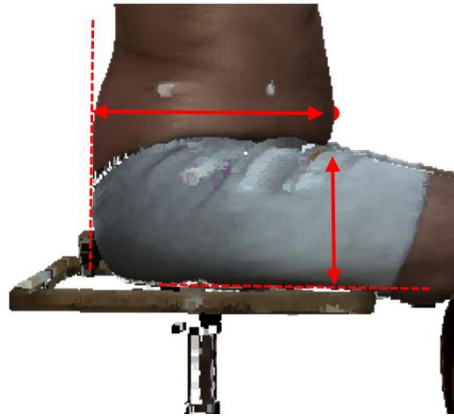


Figure 2.25: Épaisseur de la cuisse et longueur fesses-abdomen

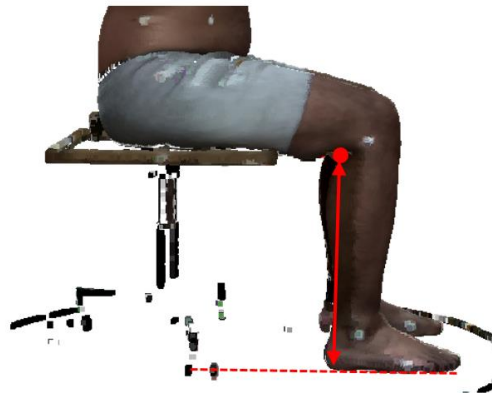


Figure 2.26: Hauteur du creux poplité

2.7.5 La hauteur du creux poplité

La hauteur du creux poplité (figure 2.26) correspond à la distance entre le sol et la face interne de la cuisse proche du genou. Le sujet est en posture assise avec le genou plié à 90 degrés. Pour obtenir cette dimension nous avons utilisé la coordonnée z du creux poplité.

2.7.6 Diamètre du bras

Le diamètre du bras correspond au diamètre maximal du biceps lorsque le bras est horizontal et l'avant-bras fléchi à 90 degrés. Pour obtenir cette dimension nous avons repéré sur la carte de profondeur du bras la section qui a la plus grande circonférence. Ensuite sur cette section nous repérons les points qui ont des coordonnées cylindriques opposées et dont la distance est maximale. Cette distance correspond au diamètre du bras recherché. Sur une carte de profondeur pour obtenir la circonférence d'une section, l'algorithme utilise la formule suivante :

$$\text{Circonférence} = \sum_{i=0}^n \frac{2\pi r_i}{n} \quad \text{avec } n = \text{le nombre de points de la couche et } r_i \text{ la profondeur du point } i \text{ par rapport au segment de référence de la carte de profondeur.}$$

Elle est basée sur l'hypothèse que chaque pixel correspond à un arc de cercle.

2.7.7 Hauteur du poignet en dessous de la surface assise

La hauteur du poignet en dessous de la surface assise correspond à la distance entre la surface assise et le centre du poignet. Le sujet est en position assise avec le bras à la verticale. Cette dimension correspond à la différence entre la hauteur de la surface assise et la hauteur du centre de poignet en position assise. Nous avons approximé la hauteur du poignet en soustrayant la hauteur de l'acromion en position assise à la somme de la hauteur de l'assise et de la distance acromion centre du poignet de la posture A. La figure 2.27 présente la combinaison de mesures utilisées pour approximer la hauteur du poignet en dessous de la surface assise.

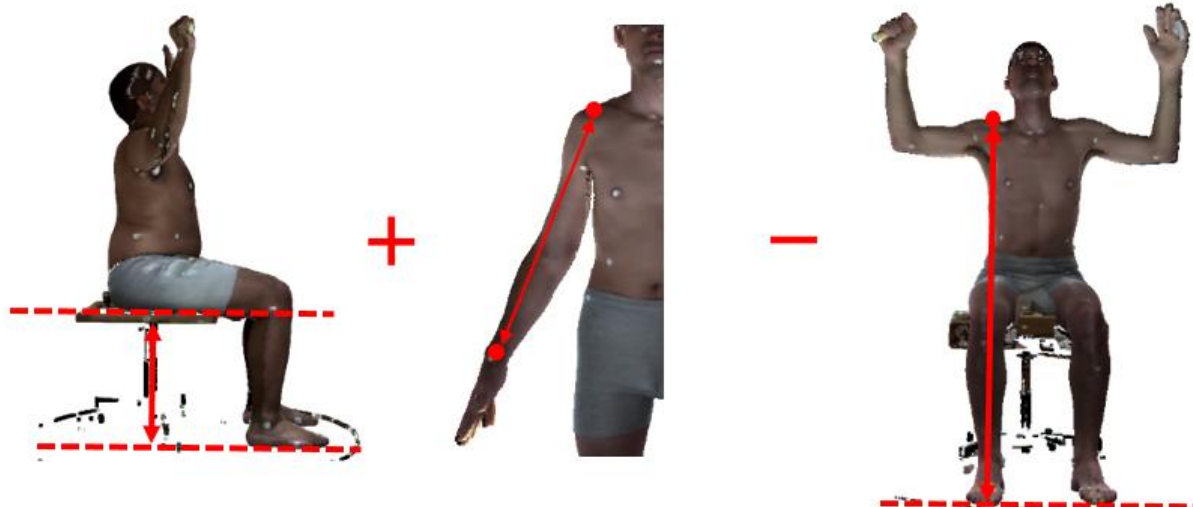


Figure 2.27: Combinaison de mesures pour obtenir la hauteur du poignet en dessous de la surface assise

2.7.8 Hauteur du coude

Le sujet est en position debout avec les bras le long du corps et les avant-bras faisant un angle de 90 degrés par rapport au bras. La hauteur du coude correspond à la distance entre la pointe du coude et le sol. Nous avons approximé cette distance en soustrayant la distance entre l'acromion et la pointe du coude de la position A à la hauteur de l'acromion en position debout (figure 2.28).

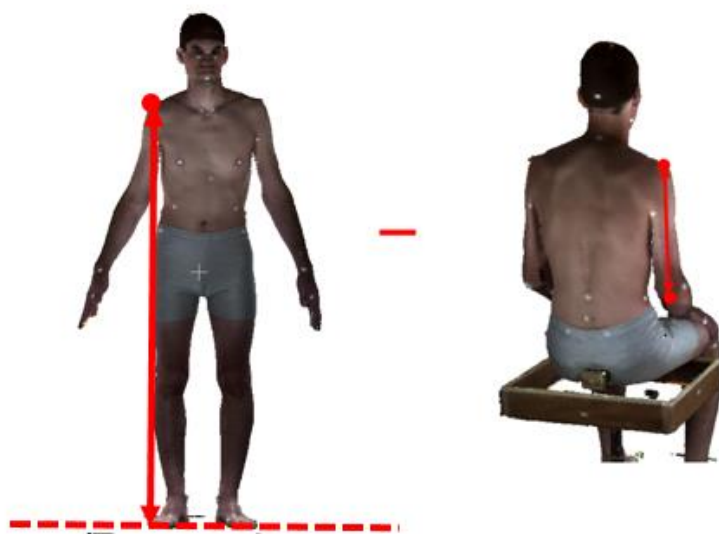


Figure 2.28: Combinaison de mesures pour obtenir la hauteur du coude

CHAPITRE 3 RÉSULTATS

Nous avons appliqué notre algorithme de construction de squelette préliminaire et d'élaboration des cartes de profondeur des différents membres du corps, à l'ensemble des scans de la base CAESAR. Les postures traitées sont la posture A, debout qui contient 2200 scans, et la posture C, assis avec les bras levés qui contient 1800 scans. Cet algorithme a été développé en langage Visual Basic. L'obtention des cartes de profondeur de tous les membres d'un scan 3D à partir du nuage de points brut prend en moyenne 8 secondes par scan.

3.1 Construction du squelette et des cartes de profondeur

La détection des cartes de profondeur défectueuses a été réalisée en deux étapes. Tout d'abord nous avons identifié les cartes de profondeur qui occupaient un espace de stockage anormalement bas par rapport aux autres. En effet les cartes de profondeur sont en fait des matrices de taille 64x200 ou 32x100. Ainsi quel que soit le sujet, l'espace de stockage occupé par les cartes de profondeur est assez constant. Un espace de stockage faible signifie qu'il y a beaucoup de zone vide (identique aux zones blanches de la carte de profondeur de la figure 2.11) dans la carte de profondeur et donc que l'axe du squelette qui a servi à construire la carte de profondeur du membre est faux. La seconde étape de vérification a consisté à observer les cartes de profondeur des sujets dont les dimensions extraites étaient aberrantes. Lorsque la carte de profondeur était visuellement correcte les dimensions extraites et la carte de profondeur étaient conservées. Dans le cas contraire les dimensions étaient supprimées et la carte de profondeur classée défectueuse. Au final pour un même sujet, dépendamment du membre cartographié, il est possible d'avoir des cartes de profondeur valides ou non. Il est ainsi difficile de donner un nombre exact de sujets où la construction des cartes de profondeur a échoué. Mais nous avons estimé qu'au niveau de la posture A, l'algorithme n'a pas réussi à construire un squelette valide et fournir les cartes de profondeur pour environ un cinquième des scans de la base de données CAESAR, soit 400 scans. Nous avons observé les squelettes défectueux et l'erreur principale se situe au niveau du segment représentant le tronc. Dans la majorité des cas d'erreur, ce dernier est fusionné avec un ou les deux segments censés représenter l'axe des jambes. Cette erreur intervient donc lors de la troisième itération de l'algorithme de partitionnement qui est censé regrouper les différents points du squelette en

fonction du membre auxquels ils appartiennent. La fusion de deux sous-groupes qui sont censés être séparés nous indique que les paramètres de l'algorithme DBSCAN, le rayon de voisinage et le nombre de voisins, ne fonctionnent pas pour un cinquième de la base de données CAESAR. Les scans qui aboutissent à ce type d'erreur sont des mannequins qui ont adopté une posture debout avec un écart entre les jambes insuffisant comme sur la figure 3.1. Les mannequins qui ont un petit tour de taille ont aussi entraîné une fusion des segments des jambes et du tronc.

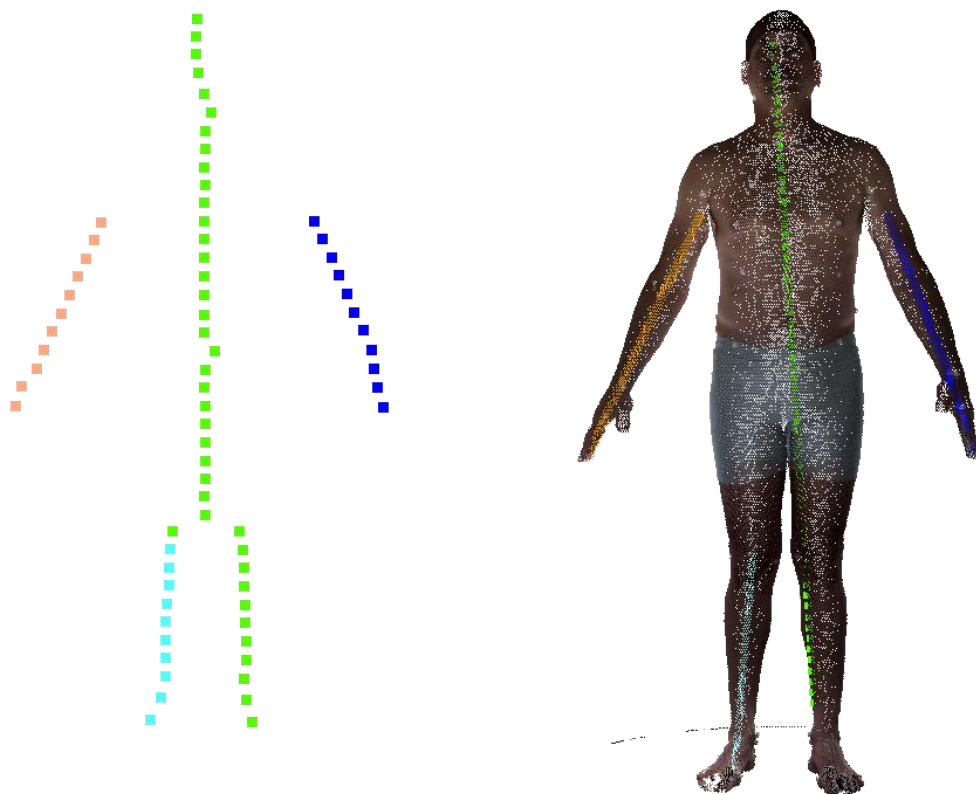
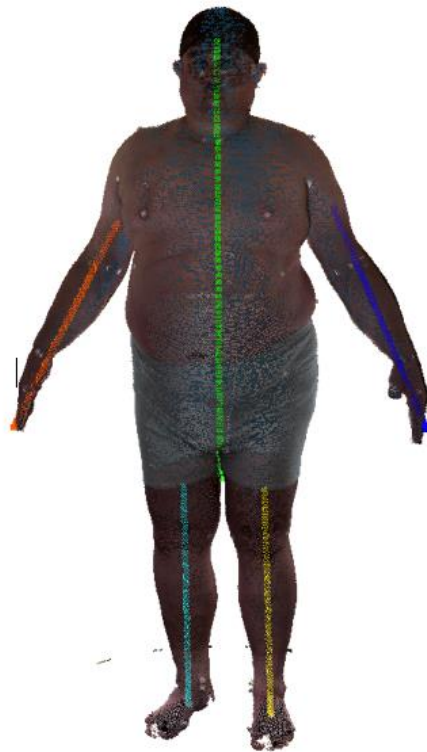


Figure 3.1: Squelette défectueux causé par un écart trop faible entre les jambes

Une autre source d'erreur vient du fait que pour un certain nombre de scans il y a un écart important dans le sous-groupe des barycentres du tronc au niveau des tranches de l'épaule. Cela a pour conséquence la séparation du segment du tronc en deux parties : une partie qui représente la tête et le haut du tronc et l'autre partie qui représente le bas du tronc. Étant donné les règles fixées pour identifier le segment représentatif du tronc, l'algorithme définit le segment de la tête et du haut du tronc comme étant représentatif de l'ensemble du tronc. Ceci a pour conséquence l'élaboration d'une carte de profondeur du tronc qui représente seulement le haut du corps.

Enfin pour les mannequins ayant un IMC élevé, l'algorithme a réussi à créer des cartes de profondeur pour l'ensemble des membres. Mais les cartes de profondeur des bras et des jambes pour ce type de morphologie ne les représentent pas en totalité. La figure 3.2 compare le squelette d'un mannequin ayant une forte corpulence (a) au squelette d'un mannequin de corpulence moyenne (b). Pour ce type de corpulence, le tour de cuisse et celui du bras sont importants, ce qui implique que la séparation tronc/jambe est bien en dessous de l'entrejambe (figure 3.3). De même pour leurs bras qui restent en contact avec le tronc bien en dessous des aisselles. Ce type d'erreur vient du fait que l'algorithme DBSCAN est un algorithme de partitionnement par voisinage et au niveau des tranches de ces mannequins, les points du bras et du tronc forment un contour sans rupture.

(a) Squelette de mannequin
ayant une forte corpulence



(b) Squelette de mannequin
ayant un poids normal



Figure 3.2: Comparaison du squelette d'un mannequin d'IMC élevé et de celui d'un mannequin d'IMC normal

L'ensemble de ces erreurs prouve qu'il est difficile de définir un couple de paramètres fixes de l'algorithme DBSCAN qui est assez robuste pour traiter l'ensemble des morphologies et des variations de posture rencontrées dans la base de données CAESAR.



Figure 3.3: Exemple de segmentation trop basse entre le tronc et les jambes pour les mannequins d'IMC élevé

Au niveau de la posture C, l'algorithme n'a pas correctement fonctionné pour un sixième des scans de la base de données CAESAR, soit 300 scans. Au niveau de la posture C, il n'y a pas eu de problème de fusion du segment du tronc et des jambes. Par contre nous avons retrouvé l'erreur de séparation du segment du tronc en deux parties.

La principale source d'erreur pour cette posture est causée par les points de la chaise. En effet la quantité de points qui représente la chaise d'un scan à l'autre varie fortement. Ce qui est difficile à gérer pour l'algorithme lors de l'attribution d'un segment à un membre.

La figure 3.4 montre un exemple d'erreur causée par les points de la chaise.

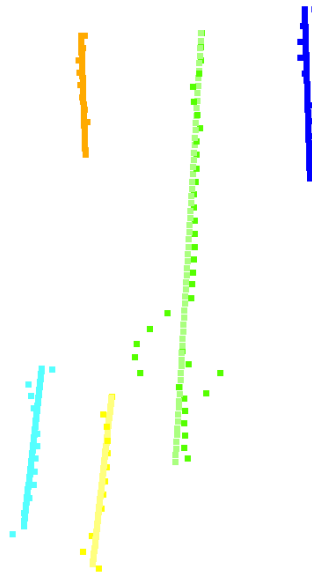


Figure 3.4: Erreur au niveau du squelette en posture C, causée par un mauvais partitionnement des points de la chaise

3.2 Résultat de l'extraction automatique de repères anatomiques

Précédemment nous avons décomposé les dimensions nécessaires à la norme ISO14738 en mesures qui peuvent être extraites directement sur les scans de la base de données CAESAR. Ces mesures, au nombre de 12, peuvent être combinées pour obtenir les dimensions de la norme. Nous avons identifié sur l'ensemble des cartes de profondeur, les repères anatomiques nécessaires pour obtenir ces mesures. Dans notre étude, nous nous sommes limités à créer les cartes de profondeur pour la posture A debout et la posture C assise bras levés. Ainsi la distance entre l'acromion et la pointe du coude n'a pas été extraite dans cette étude. Pour l'obtenir nous avons directement pris les coordonnées des marqueurs blancs de la posture B fournis dans les données de l'étude CAESAR. Cette distance sert à obtenir la hauteur du coude.

Nous avons comparé pour les 200 sujets de l'échantillon de test, les mesures obtenues par l'algorithme à celles obtenues par mesure manuelle sur les scans. Pour évaluer l'impact de la morphologie sur les résultats des algorithmes d'identification automatique de repères anatomiques, nous avons regroupé les résultats en fonction de la morphologie des sujets.

Pour comparer les mesures automatiques et manuelles, nous utilisons l'erreur moyenne et l'erreur absolue moyenne (MAD). Une erreur moyenne positive, implique que les mesures manuelles sont en moyenne supérieures aux mesures automatiques.

Pour déterminer la qualité de nos mesures nous avons aussi calculé la magnitude de l'erreur relative (REM). La magnitude de l'erreur relative est la différence entre deux mesures en pourcentage de la moyenne. Pour l'obtenir nous avons donc divisé l'erreur absolue moyenne par la moyenne de la mesure obtenue manuellement :

$$REM = \frac{MAD}{\text{moyenne mesure manuelle}}$$

Pour évaluer la qualité de nos mesures avec le REM, nous avons utilisé les seuils définis par Weinberg et al. (2006). Dans leur étude, ils ont classifié le REM comme suit :

- Un REM inférieur à 1% représente une mesure avec une précision « excellente »
- Un REM compris entre 1% et 3.9% représente une mesure avec une précision « très bonne »
- Un REM compris entre 4% et 6.9% représente une mesure avec une précision « bonne »
- Un REM compris entre 7% et 9.9% représente une mesure avec une précision « moyenne »
- Un REM supérieur à 10% représente une mesure avec une précision jugée « mauvaise »

Les tableaux 1 à 4 montrent la moyenne et l'écart-type des mesures extraites automatiquement et manuellement pour les quatre gabarits de corpulence sous-poids, moyen, surpoids et obèse respectivement. L'erreur moyenne, l'erreur moyenne absolue et la magnitude de l'erreur relative sont aussi présentées dans ces tableaux.

Pour les sujets de l'échantillon classés dans la catégorie « en sous-poids », l'algorithme n'a pas réussi à fournir un squelette correct pour la posture A. Comme expliqué précédemment, le couple rayon de voisinage, nombre de voisins de l'algorithme de partitionnement, n'est pas adapté à ce type de morphologie.

Nous pouvons remarquer que quelle que soit la morphologie, l'erreur pour la majorité des dimensions est en dessous de 4 cm. Les dimensions horizontales telles que la distance fesses abdomen ou la distance fesses-genou sont les plus sujettes à erreur. La rotation du scan pour le

mettre dans le repère standard, est sans doute une des causes de ce taux d'erreur. En effet pour la méthode automatique, la droite qui passe par le centre des chevilles a été prise comme référence pour l'axe y . Alors que pour la méthode manuelle, c'est la droite qui passe par les deux acromions qui a été prise pour référence. Ainsi les repères ne sont pas exactement les mêmes et les distances horizontales qui sont en fait une différence de coordonnées x peuvent donc être affectées.

La hauteur du creux poplité a aussi une erreur absolue moyenne élevée avec un fort écart-type. Cela vient du fait que la qualité du nuage de points dans cette zone corporelle est très mauvaise et varie énormément d'un scan à l'autre.

Globalement, la morphologie a peu d'impact sur la qualité des mesures automatiques, excepté pour la distance fesses abdomen.

Lorsque que l'on classifie la magnitude de l'erreur relative des dimensions extraites, seuls les distances fesse-abdomen, centre de préhension-poignet et acromion-point le plus antérieur du dos ont une précision jugée « mauvaise » (avec un REM supérieur à 10%). La hauteur de l'acromion en position assise et la hauteur de l'assise ont une précision « très bonne » (avec un REM entre 1% et 3.9%). Les distances fesses-genou, poignet-acromion et la hauteur de l'entrejambe ont une précision jugée « bonne » (avec un REM entre 4% et 6.9%). Enfin l'épaisseur de la cuisse, la hauteur du creux poplité et la distance poignet coude ont une précision jugée « moyenne » (avec un REM entre 7% et 9.9%).

Concernant la distance entre le centre de préhension et le poignet, malgré un REM élevé, la méthode automatique permet d'avoir une erreur absolue moyenne proche du centimètre. Nous considérons la précision de cette mesure comme bonne compte tenu du fait qu'il est difficile de situer le centre de préhension sur les scans. Dans la majorité des scans, le bâton de préhension n'est pas tenu verticalement et il n'est pas centré par rapport à la main. De plus la qualité du nuage de points au niveau de la main est mauvaise. Une des sources d'erreur pour cette dimension vient aussi du fait que pour un certain nombre de sujets le poignet n'est pas bien aligné avec l'avant-bras. Étant donné que pour déterminer la distance entre le centre de préhension et le poignet l'algorithme calcule la différence de coordonnées z de ces deux repères ceci peut avoir un impact sur la précision de l'algorithme.

La figure 3.5 présente les résultats des dimensions de la norme ISO 14738 obtenues par addition et soustraction des mesures extraites automatiquement. Précédemment, nous avons montré que les distances centre de préhension-poignet et acromion-point le plus antérieur du dos ont une précision jugée « mauvaise » (avec un REM supérieur à 10%). Mais ces distances sont utilisées pour obtenir les dimensions de la norme ISO 14738 suivantes :

- Distance fonctionnelle de préhension
- Distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras
- Atteinte latérale du bras

Avec notre méthode d'extraction automatique, ces dimensions ont un REM inférieur à 12% et une précision jugée « moyenne » pour la distance fonctionnelle de préhension et même « bonne » pour l'atteinte latéral du bras. Le REM de la distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras reste un peu élevé. Cela vient du fait que l'algorithme repère la pointe du coude alors que pour mesurer cette distance c'est la surface juste en dessous du coude qui sert de référence. Cette erreur de l'algorithme est validée par l'erreur moyenne de la distance coude-poignet qui est positive. Ce qui implique que la mesure automatique sous-estime cette dimension par rapport à la mesure manuelle.

Au final pour la totalité des dimensions notre méthode d'extraction automatique donne des résultats dont l'erreur est au-dessus du seuil défini par Gordon, Churchill, Clauser, Bradtmiller, et McConville (1989a). Dans leur étude, ils ont utilisé la variation de mesures obtenues par différents experts en anthropométrie pour définir une erreur acceptable pour les dimensions corporelles traditionnelles. Pour la plupart de ces dimensions l'erreur absolue acceptable est autour de 1 cm.

Dans la littérature, les résultats présentés dans les études d'extraction automatiques sont pour la plupart en dessous de l'erreur inter-observateur de l'étude ANSUR (Gordon et al., 1989a). Cependant de nombreuses études n'avaient pas à leur disposition les coordonnées des repères anatomiques identifiés manuellement ou les mesures manuelles des dimensions extraites pour pouvoir faire une comparaison directe. Ainsi pour évaluer les performances de leur algorithme ils ont plutôt utilisé une approche visant à évaluer la fidélité (ou répétabilité). C'est le cas de l'étude de K. M. Robinette et H. A. M. Daanen (2006) qui ont mesuré la fidélité de la méthode semi-automatique utilisé dans CAESAR pour extraire les coordonnées des repères anatomiques. Les travaux de Leong et al. (2007), dont nous nous sommes inspirés pour réaliser cette étude, utilisent

aussi cette approche. Ils ont scanné trois fois les mêmes personnes et ont évalué les écarts de localisations des repères anatomiques de leur algorithme entre chaque scan d'un même sujet. Il faut aussi noter que dans leur étude, ils n'ont pas testé leur algorithme sur des ensembles de sujets présentant une grande variation de corpulence. Or, ce facteur est un élément qui influence beaucoup la qualité des mesures réalisées par un algorithme.

Dans notre étude nous avons adopté une approche qui consiste à évaluer la justesse de nos méthodes d'extraction, c'est-à-dire à quel point les résultats des algorithmes sont proches des valeurs exactes. D'autres études publiées, ont adopté la même approche pour valider leurs résultats. C'est le cas des études réalisées par Lu et Wang (2010) et Hyunsook et Yunja (2011). Elles obtiennent toutes les deux pour la majorité de leurs mesures un MAD inférieur au centimètre. Cependant les dimensions extraites dans ces études sont différentes de celles nécessaires à la norme ISO 14738 que nous avons essayé d'obtenir.

Toutes les études précédentes ne fonctionnent que sur des scans en position debout avec les bras et les jambes tendus et écartés tel que la posture A (figure 1.6). De plus la majorité des repères anatomiques identifiés dans ces études sont localisés sur le tronc. Or les dimensions extraites dans notre étude qui ont une précision jugée moins bonne, sont des dimensions provenant des scans des sujets en posture B, assis, les bras levés (figure 1.6). C'est le cas par exemple de la profondeur de l'abdomen (REM=12%) et de la distance fonctionnelle de l'avant-bras (REM=12%).

Pour ces raisons il est difficile d'effectuer une comparaison directe de la précision des mesures extraites dans cette étude par rapport aux autres études d'extraction automatiques de dimensions anthropométriques.

Il est aussi important de mentionner que les mesures de référence que nous avons utilisées pour déterminer l'erreur absolue moyenne, sont des mesures extraites manuellement par un seul étudiant. Elles sont donc aussi sujettes à une certaine incertitude, notamment pour les distances qui n'ont aucun marqueur blanc préalablement placé. C'est le cas par exemple de la distance fesses-abdomen ou la distance acromion-point antérieur du dos.

Tableau 3.1: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets en sous-poids

Distance	Sous-poids (N=50)						REM
	Extraction manuelle (mm)		Extraction automatiques(mm)		Erreur(mm)	MAD (mm)	
	Moyenne \pm écart-type	Min-Max	Moyenne \pm écart-type	Min-Max	Moyenne \pm écart-type	Moyenne \pm écart-type	
1. Fesse-Abdomen position assise (figure 4.4)	223 \pm 40	187-329	230 \pm 32	174-332	-7 \pm 24	23 \pm 33	10%
2. Fesse-Rotule position assise (figure 4.12)	572 \pm 61	501-648	626 \pm 60	531-791	-47 \pm 60	48 \pm 69	8%
3. Sol-Acromion position assise (figure 4.9)	1079 \pm 76	954-1206	1096 \pm 52	993-1248	-20 \pm 37	41 \pm 37	4%
4. Sol-Plan de l'Assise (figure 4.8)	458 \pm 35	387-520	464 \pm 5	398-528	-9 \pm 3	10 \pm 13	2%
5. Face Supérieure de la Cuisse-Assise (figure 4.6)	120 \pm 22	97-165	120 \pm 17	93-178	4 \pm 12	12 \pm 10	10%
6. Poignet-Centre de préhension (figure 4.1)	63 \pm 12	47-97	73 \pm 16	49-93	-9 \pm 10	14 \pm 21	22%
7. Poignet-Coude (figure 4.11)	276 \pm 17	238-344	269 \pm 33	228-309	2 \pm 25	22 \pm 52	8%
8. Sol-Entrejambe (figure 4.13)	779 \pm 52	680-860	Na	Na	Na	Na	Na
9. Poignet-Acromion (figure 4.2)	537 \pm 37	475-614	Na	Na	Na	Na	Na
10. Acromion-Point le plus antérieur du dos (figure 4.2)	95 \pm 15	67-138	Na	Na	Na	Na	Na
11. Hauteur du Creux poplité (figure 4.7)	417 \pm 34	350-476	412 \pm 38	315-495	7 \pm 51	42 \pm 28	10%

Tableau 3.2: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets de poids normal

Distance	Poids normal (N=50)						REM
	Extraction manuelle (mm)		Extraction automatiques(mm)		Erreur(mm)	MAD (mm)	
	Moyenne \pm écart-type	Min-Max	Moyenne \pm écart-type	Min-Max	Moyenne \pm écart-type	Moyenne \pm écart-type	
1. Fesse-Abdomen position assise (figure 4.4)	250 \pm 26	190-411	246 \pm 39	173-390	5 \pm 37	28 \pm 24	11%
2. Fesse-Rotule position assise (figure 4.12)	597 \pm 34	490-712	628 \pm 43	506-783	-38 \pm 38	38 \pm 38	6%
3. Sol-Acromion position assise (figure 4.9)	1078 \pm 64	932-1286	1101 \pm 70	929-1294	-23 \pm 48	38 \pm 39	4%
4. Sol-Plan de l'Assise (figure 4.8)	455 \pm 34	383-575	463 \pm 33	394-542	-8 \pm 11	10 \pm 9	2%
5. Face Supérieure de la Cuisse-Assise (figure 4.6)	136 \pm 12	100-173	136 \pm 19	75-198	1 \pm 15	10 \pm 11	7%
6. Poignet-Centre de préhension (figure 4.1)	64 \pm 9	40-95	71 \pm 13	42-99	-7 \pm 16	14 \pm 9	22%
7. Poignet-Coude (figure 4.11)	282 \pm 21	230-357	272 \pm 26	209-366	9 \pm 33	26 \pm 22	9%
8. Sol-Entrejambe (figure 4.13)	781 \pm 48	658-950	799 \pm 67	656-1033	-19 \pm 49	38 \pm 37	5%
9. Poignet-Acromion (figure 4.2)	550 \pm 39	457-674	542 \pm 48	407-693	5 \pm 30	25 \pm 15	5%
10. Acromion-Point le plus antérieur du dos (figure 4.2)	102 \pm 16	59-148	82 \pm 11	53-130	19 \pm 14	20 \pm 12	20%
11. Hauteur du Creux poplité (figure 4.7)	418 \pm 34	348-576	419 \pm 38	315-585	5 \pm 45	37 \pm 26	9%

Tableau 3.3: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets en sur-poids

Distance	Obésité (N=50)						REM
	Extraction manuelle (mm)		Extraction automatiques(mm)		Erreur(mm)	MAD (mm)	
	Moyenne ± écart-type	Min-Max	Moyenne ± écart-type	Min-Max	Moyenne ± écart-type	Moyenne ± écart-type	
1. Fesse-Abdomen position assise (figure 4.4)	365 ± 55	244-558	313 ± 64	170-472	49 ± 47	56 ± 39	15%
2. Fesse-Rotule position assise (figure 4.12)	629 ± 40	548-745	666 ± 41	561-797	-35 ± 32	35 ± 32	6%
3. Sol-Acromion position assise (figure 4.9)	1095 ± 70	934-1312	1112 ± 73	918-1284	-15 ± 45	31 ± 35	3%
4. Sol-Plan de l'Assise (figure 4.8)	450 ± 39	381-583	458 ± 39	334-562	-7 ± 17	13 ± 13	3%
5. Face Supérieure de la Cuisse-Assise (figure 4.6)	168 ± 17	121-243	167 ± 20	96-203	-1 ± 17	12 ± 11	7%
6. Poignet-Centre de préhension (figure 4.1)	71 ± 10	40-98	70 ± 10	40-98	1 ± 16	13 ± 10	18%
7. Poignet-Coude (figure 4.11)	295 ± 23	217-356	272 ± 23	222-359	24 ± 32	32 ± 23	11%
8. Sol-Entrejambe (figure 4.13)	762 ± 53	632-930	774 ± 77	656-1026	-10 ± 61	32 ± 53	4%
9. Poignet-Acromion (figure 4.2)	564 ± 44	460-696	554 ± 54	444-721	6 ± 29	26 ± 14	5%
10. Acromion-Point le plus antérieur du dos (figure 4.2)	126 ± 19	67-179	112 ± 15	74-174	12 ± 17	17 ± 13	13%
11. Hauteur du Creux poplité (figure 4.7)	420 ± 37	340-544	417 ± 37	315-525	7 ± 45	37 ± 27	9%

Tableau 3.4: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les sous-mesures sur les sujets obèses

Distance	Sur-poids (N=50)						REM
	Extraction manuelle (mm)		Extraction automatiques(mm)		Erreur(mm)	MAD (mm)	
	Moyenne ± écart-type	Min-Max	Moyenne ± écart-type	Min-Max	Moyenne ± écart-type	Moyenne ± écart-type	
1. Fesse-Abdomen position assise (figure 4.4)	292 ± 29	226-419	268 ± 42	173-416	26 ± 37	36 ± 28	15%
2. Fesse-Rotule position assise (figure 4.12)	612 ± 34	521-713	644 ± 36	548-767	-31 ± 27	31 ± 27	5%
3. Sol-Acromion position assise (figure 4.9)	1106 ± 65	940-1294	1122 ± 74	924-1307	-15 ± 48	34 ± 38	3%
4. Sol-Plan de l'Assise (figure 4.8)	464 ± 36	386-567	473 ± 34	396-574	-8 ± 12	10 ± 10	2%
5. Face Supérieure de la Cuisse-Assise (figure 4.6)	152 ± 11	115-180	155 ± 20	95-202	-3 ± 16	12 ± 12	8%
6. Poignet-Centre de préhension (figure 4.1)	68 ± 9	39-113	70 ± 12	41-100	-2 ± 15	12 ± 9	18%
7. Poignet-Coude (figure 4.11)	292 ± 21	241-349	273 ± 27	201-367	20 ± 35	33 ± 23	11%
8. Sol-Entrejambe (figure 4.13)	780 ± 50	638-910	795 ± 70	662-1006	-13 ± 55	37 ± 42	5%
9. Poignet-Acromion (figure 4.2)	566 ± 40	464-668	564 ± 51	431-708	3 ± 30	26 ± 15	5%
10. Acromion-Point le plus antérieur du dos (figure 4.2)	115 ± 17	68-160	97 ± 11	71-134	17 ± 15	19 ± 12	17%
11. Hauteur du Creux poplité (figure 4.7)	430 ± 34	342-526	420 ± 37	315-525	13 ± 45	38 ± 28	9%

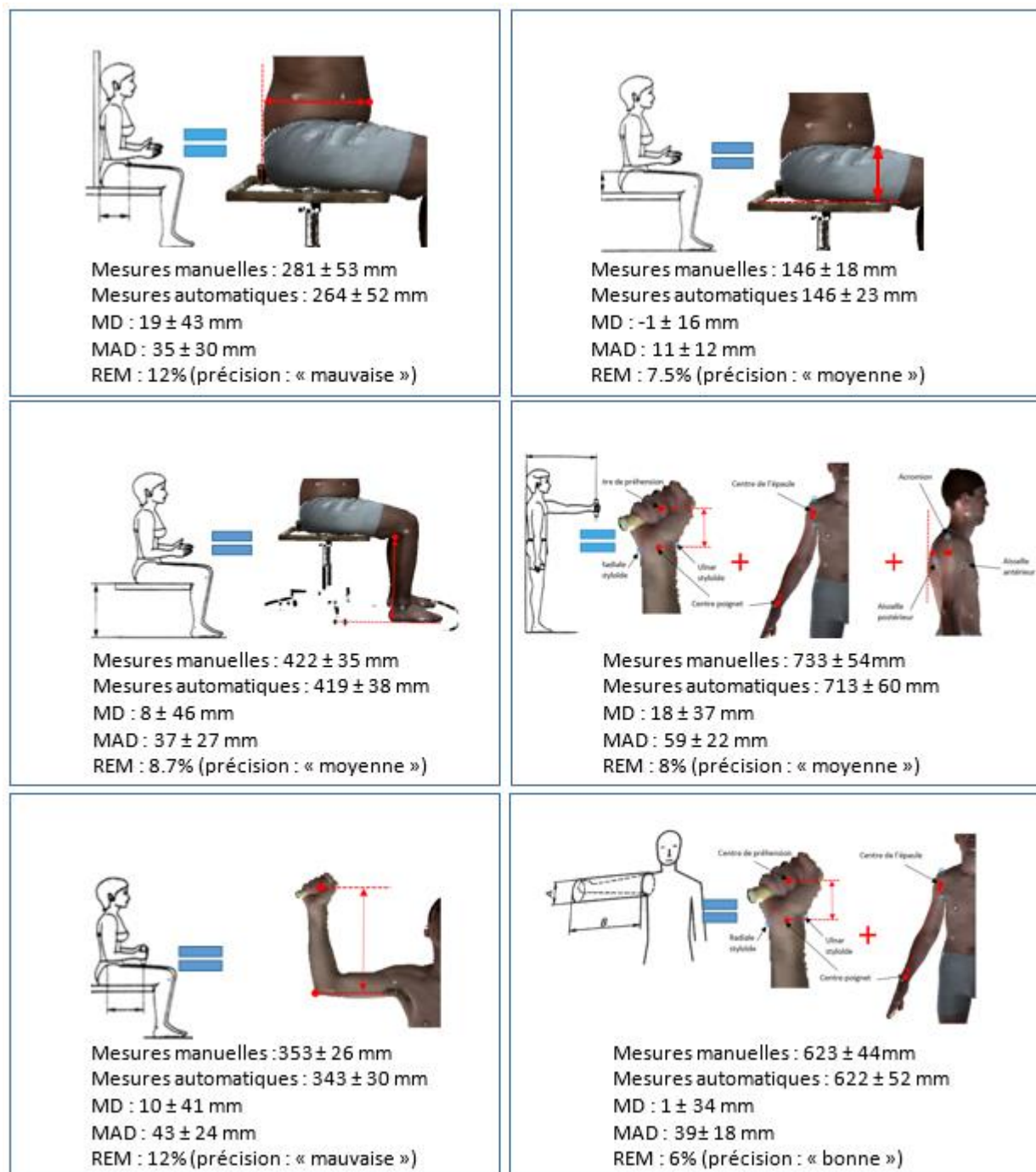


Figure 3.5: Comparaison de la méthode d'extraction manuelle et automatique pour les dimensions de la norme ISO 14738

CHAPITRE 4 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Dans cette étude nous avons développé une méthode de construction d'un squelette préliminaire, dans le but d'appliquer le concept de carte de profondeur développé par Leong et al. (2007) à 5 membres du corps humain : le tronc, les jambes et les bras. L'algorithme qui construit le squelette et les cartes de profondeur permet aussi de segmenter le scan en ces 5 régions. Ensuite nous avons utilisé ces cartes de profondeur pour extraire automatiquement des mesures de la norme ISO14738. Les dimensions extraites sont des dimensions importantes pour la conception d'un poste de travail ergonomique.

La construction du squelette préliminaire utilise un algorithme de partitionnement basé sur la densité, DBSCAN. Nous avons montré que cet algorithme de partitionnement est beaucoup plus adapté à notre problème que les algorithmes de partitionnement basés sur les centroïdes. Cependant ce type d'algorithme du fait qu'il est basé sur la densité de points atteint ses limites lorsque les membres du corps que l'on veut segmenter sont en contact ou trop proches. De plus il est difficile de trouver les paramètres de cet algorithme qui fonctionnent pour toutes les variations de posture et de morphologie. Enfin cette méthode de construction de squelette préliminaire ne marche que pour les membres du corps qui sont plus ou moins verticaux. Par exemple, en posture assise, l'algorithme ne crée pas de segment pour la cuisse ou les bras horizontaux en posture C.

L'identification des repères anatomiques se fait directement sur les cartes de profondeur 2D. Cela réduit énormément le temps nécessaire pour extraire automatiquement les coordonnées des repères anatomiques. En effet, pour extraire une dimension sur l'ensemble des cartes de profondeur de 2000 sujets, l'algorithme prend moins de 5 minutes en tout. Cette efficacité permet de tester rapidement différentes méthodes d'extraction sur de grands volumes de scans. Le processus d'itération et d'amélioration est ainsi facilité.

Les cartes de profondeur nous ont aussi permis d'utiliser des techniques de traitement d'images 2D pour supprimer le bruit de nos scans, approximer les zones manquantes et repérer les repères anatomiques. Dans cette étude nous avons utilisé des techniques basiques à savoir, le lissage conservatif, le masque de Sobel et le masque de Laplace. Pour augmenter la précision de nos algorithmes de détection de repères anatomiques, il sera possible dans des futurs travaux d'utiliser des techniques d'imagerie plus poussées sur les cartes de profondeur.

L'erreur moyenne des mesures obtenues automatiquement par nos algorithmes est encore trop élevée. Elle varie en fonction de la dimension extraite entre 1 cm et 5 cm. Nous pouvons en conclure que la méthode d'extraction automatique présentée dans cette étude permet d'obtenir des dimensions corporelles dont la qualité est légèrement moins bonne que celle obtenue par un expert en anthropométrie. Cependant le gain de temps est significatif. En fonction du domaine d'utilisation des dimensions et de la précision recherchée, une approche d'extraction automatique de dimensions peut être une solution très intéressante.

L'objectif d'une prochaine étude serait de réduire ces erreurs en dessous de l'erreur acceptable définie par Gordon et al. (1989a) qui est d'environ 1 cm. Pour ce faire, une solution serait d'utiliser des techniques d'imagerie plus poussées telle que la reconnaissance de forme et les appliquer sur les cartes de profondeur.

Pour obtenir certaines des dimensions de la norme ISO 14738 nous avons pris comme hypothèses qu'elles pouvaient être décomposées en un ensemble de mesures pouvant être extraites dans les scans de l'étude CAESAR. C'est le cas par exemple de la distance fonctionnelle d'atteinte qui a été obtenue en sommant les distances centre de préhension-poignet, poignet-acromion et acromion-point le plus antérieur du dos. Il serait intéressant pour la suite du projet de valider ces hypothèses ou de trouver des équations de régression qui corrigent la déviation créée par ces hypothèses. Pour ce faire il faudrait extraire sur des sujets réels, les dimensions de la norme ISO 14738 et les sous dimensions que l'on a additionnées dans notre étude. L'écart entre les deux permettrait de valider ou non notre hypothèse.

Coupler la construction d'un squelette et l'élaboration de cartes de profondeur est une approche intéressante pour pouvoir par la suite extraire des repères anatomiques et des dimensions corporelles rapidement. Cependant la construction du squelette préliminaire, nécessite des améliorations, comme trouver un moyen d'adapter les paramètres de l'algorithme de partitionnement en fonction de la morphologie du sujet. Une autre approche pour la construction du squelette serait d'utiliser un squelette modèle que l'on déforme pour le faire correspondre au nuage de points du scan.

BIBLIOGRAPHIE

- Azouz, Z. B. (2005). *Analyse de la variabilité de la forme du corps humain à partir de données anthropométriques tridimensionnelles*. Thèse de doctorat électronique, Montréal, École de Technologie Supérieure.
- Azouz, Z. B., Shu, C., & Mantel, A. (2007). *Automatic locating of anthropometric landmarks on 3D human models*. Paper presented at the 3rd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, 3DPVT 2006, June 14, 2006 - June 16, 2006, Chapel Hill, NC, United states.
- Burger, W., & Burge, M. J. (2009). *Principles of digital image processing: core algorithms* Springer.
- Burnsides, D., Boehmer, M., & Robinette, K. (2001). *3-D landmark detection and identification in the CAESAR project*. Paper presented at the 3rd International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 3DIM 2001, May 28, 2001 - June 1, 2001, Quebec City, QC, Canada.
- Chakraborty, S., Nagwani, N., & Dey, L. (2011). *Performance comparison of incremental k-means and incremental dbscan algorithms*. International Journal of Computer Applications, 27(11), 14 - 18.
- Gordon, C. C., Churchill, T., Clauser, C. E., Bradtmiller, B., & McConville, J. T. (1989a). *Anthropometric survey of US army personnel: methods and summary statistics*. United States Army Natick Research, Development and Engineering Center
- Gordon, C. C., Churchill, T., Clauser, C. E., Bradtmiller, B., McConville, J. T., Tebbetts, I., & Walker, R. A. (1989b). *Anthropometric survey of US Army personnel: Summary statistics, interim report for 1988*. United States Army Natick Research, Development and Engineering Center
- Hirshberg, D. A., Loper, M., Rachline, E., Tsolia, A., Weiss, A., Corner, B., & Black, M. J. (2011). *Evaluating the automated alignment of 3D human body scans*. Paper presented at the 2nd Int. Conf. 3D Body Scanning Technologies.
- Hyunsook, H., & Yunja, N. (2011). *Automatic body landmark identification for various body figures*. International Journal of Industrial Ergonomics, 41(6), 592-606. doi:10.1016/j.ergon.2011.07.002
- International Organization for Standardization, 2000. Ergonomic design for the safety of machinery -- Part 1: Principles for determining the dimensions required for openings for whole-body access into machinery. ISO 15534-1:2000
- International Organization for Standardization, 2002. Safety of machinery -- Anthropometric requirements for the design of workstations at machinery. ISO 14738:2002
- International Organization for Standardization, 2008. Basic human body measurements for technological design -- Part 1: Body measurement definitions and landmarks. ISO 7250-1:2008
- International Organization for Standardization, 2016. Size designation of clothes -- Part 1: Anthropometric definitions for body measurement. ISO 8559-1:2016

- Jain, A. K., Murty, M. N., & Flynn, P. J. (1999). *Data clustering: a review*. ACM Comput. Surv., 31(3), 264-323. doi:10.1145/331499.331504
- Joshi, A., Boyat, A. K., & Joshi, B. K. (2014). *Impact of Wavelet Transform and Median Filtering on Removal of Salt and Pepper Noise in Digital Images*. Paper presented at the Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT).
- Jun-Ming, L., & Wang, M. J. J. (2008). *Automated anthropometric data collection using 3D whole body scanners*. Expert Systems with Applications, 35(1-2), 407-414. doi:10.1016/j.eswa.2007.07.008
- Leong, I. F., Jing-Jing, F., & Tsai, M. J. (2007). *Automatic body feature extraction from a marker-less scanned human body*. Computer-Aided Design, 39(7), 568-582. doi:10.1016/j.cad.2007.03.003
- Li, P., & Jones, P. R. (1997). *Automatic editing and curve-fitting of 3-D surface scan data of the human body*. Paper presented at the Proceedings. International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling (Cat. No.97TB100134), 12-15 May 1997, Los Alamitos, CA, USA.
- Lu, J. M., & Wang, M. J. J. (2010). *The Evaluation of Scan-Derived Anthropometric Measurements*. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 59(8), 2048-2054. doi:10.1109/TIM.2009.2031847
- MacQueen, J. (1967). *Some methods for classification and analysis of multivariate observations*. Paper presented at the Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability.
- Nurre. (1997). *Locating landmarks on human body scan data*. Paper presented at the Proceedings. International Conference on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling (Cat. No.97TB100134), 12-15 May 1997, Los Alamitos, CA, USA.
- Nurre, J. H., Connor, J., Lewark, E. A., & Collier, J. S. (2000). *On segmenting the three-dimensional scan data of a human body*. IEEE Transactions on Medical Imaging, 19(8), 787-797. doi:10.1109/42.876304
- Parkinson, M. B., & Reed, M. P. (2010). *Creating virtual user populations by analysis of anthropometric data*. International Journal of Industrial Ergonomics, 40(1), 106-111. doi:10.1016/j.ergon.2009.07.003
- Robinette, Daanen, H., & Paquet, E. (1999). *The CAESAR project: a 3-D surface anthropometry survey*. Paper presented at the 3-D Digital Imaging and Modeling, 1999. .
- Robinette, & Daanen, H. A. M. (2006). *Precision of the CAESAR scan-extracted measurements*. Applied Ergonomics, 37(3), 259-265. doi:10.1016/j.apergo.2005.07.009
- Robinette, K. M., & Daanen, H. A. M. (2006). *Precision of the CAESAR scan-extracted measurements*. Applied Ergonomics, 37(3), 259-265. doi:10.1016/j.apergo.2005.07.009
- Suikerbuik, R., Tangelder, H., Daanen, H., & Oudenhuijzen, A. (2004). *Automatic feature detection in 3D human body scans*. Paper presented at the SAE Digital human modeling for design and engineering conference.

- Wang, C. C. L., Chang, T. K. K., & Yuen, M. M. F. (2003). *From laser-scanned data to human feature model: a system based on fuzzy logic concept*. Computer Aided Design, 35(3), 241-253. doi:10.1016/S0010-4485(01)00209-3
- Weinberg, S. M., Naidoo, S., Govier, D. P., Martin, R. A., Kane, A. A., & Marazita, M. L. (2006). *Anthropometric precision and accuracy of digital three-dimensional photogrammetry: comparing the Genex and 3dMD imaging systems with one another and with direct anthropometry*. Journal of Craniofacial Surgery, 17(3), 477-483.
- Werghi, N. (2007). *Segmentation and modeling of full human body shape from 3-D scan data: A survey*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 37(6), 1122-1136.

ANNEXE A – MESURES MANUELLES SUR LES SCANS 3D

Les mesures manquantes de la norme ISO 14738 ont été extraites manuellement sur les scans 3D à l'aide du logiciel CloudCompare.

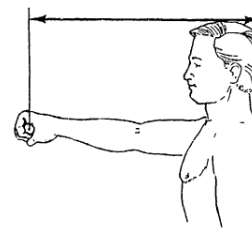
La procédure suivante a été adoptée :

- Ouverture du scan 3D.
- Pointage de l'ensemble des repères anatomiques nécessaire à calculer les dimensions recherchées. Pour tous les scans 3D, les repères sont pointés dans le même ordre.
- Une fonction du logiciel CloudCompare permet d'exporter dans un fichier texte l'ensemble des coordonnées des points sélectionnés.
- Une macro Excel sélectionne les fichiers texte de chaque sujet et regroupe les coordonnées par repères dans un classeur Excel.

La suite de l'annexe présente les repères anatomiques sélectionnés pour obtenir les dimensions de la norme ISO 14738.

Distance fonctionnelle de préhension

Cette dimension va être la somme de 3 différentes distances mesurées sur les scans :



- Distance centre de préhension-poignet

Le centre de préhension correspond à l'intersection entre l'axe passant par les extrémités du cylindre de préhension et l'axe vertical passant par le centre de la main.

Le centre du poignet correspond au milieu des styloïdes.

Les repères sont identifiés dans les scans en position C.

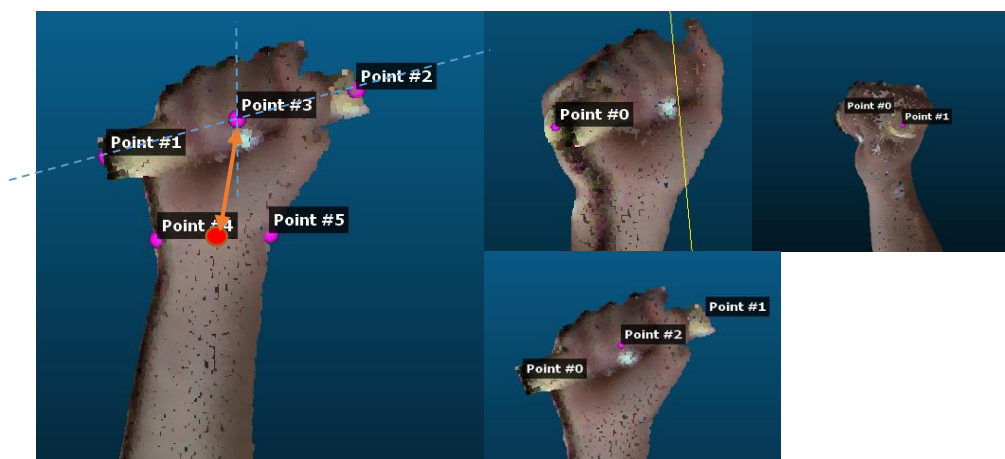


Figure 4.1: Distance centre de préhension-poignet

Les repères sont identifiés dans les scans en position A

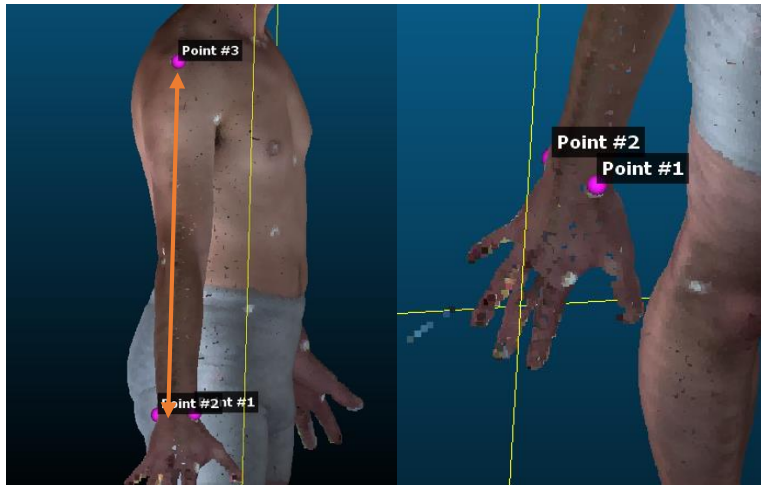


Figure 4.2: Distance centre du poignet-acromion

- **Distance acromion-extrémité du dos**

L'extrémité du dos correspond au point du dos le plus reculé dans le plan XZ.

Les repères sont identifiés dans les scans en position A.

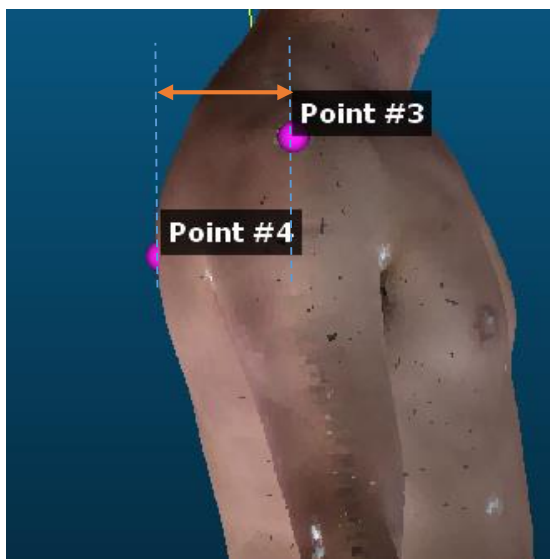


Figure 4.3: Distance acromion-extrémité du dos

Longueur fesses-abdomen, position assise

Distance entre le point le plus avancé de l'abdomen et le point le plus reculé des fesses ou du bas du dos.

Les repères sont identifiés dans les scans en position A et B.

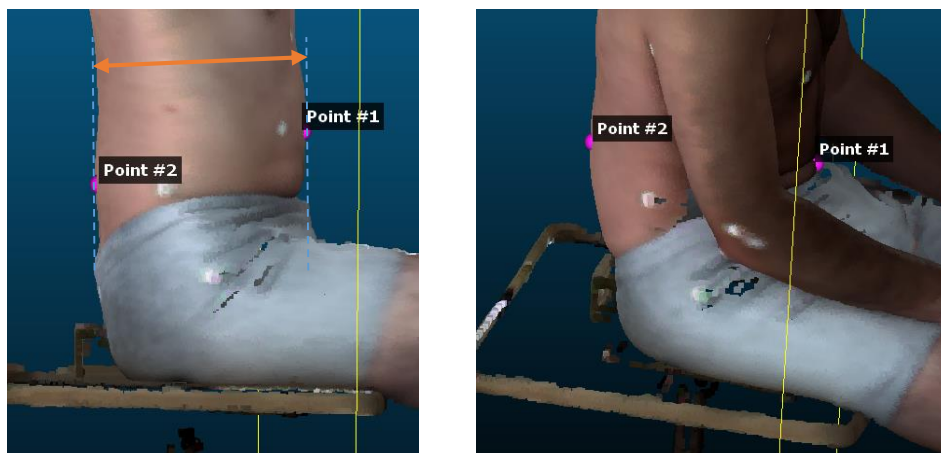


Figure 4.4: Longueur fesses-abdomen en position assise

Épaisseur de la cuisse

Distance entre le point le plus élevé de la cuisse et l'assise.

L'assise est le plan défini par les trois points ci-dessus.



Figure 4.5: Points définissant l'assise

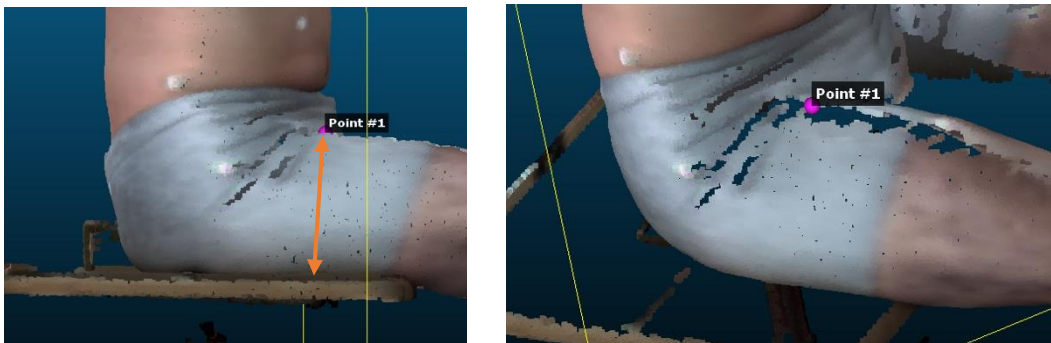


Figure 4.6: Épaisseur de la cuisse

Les repères sont identifiés dans les scans en position B et C.

Creux poplité

Distance entre le creux du genou et le sol en position assise.

Les repères sont identifiés dans les scans en position B et C.

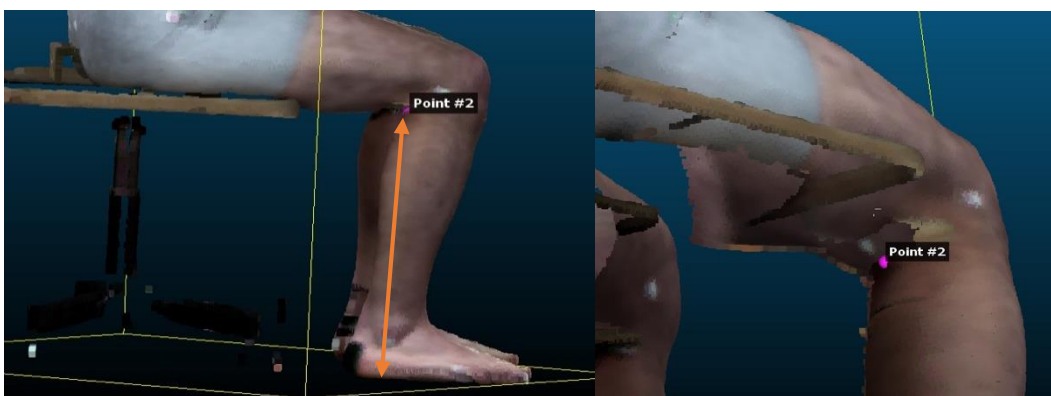


Figure 4.7: hauteur du creux poplité

Hauteur du poignet, position assise

Hauteur poignet assis= Hauteur assise - (Hauteur acromion assis - Distance centre du poignet /acromion)

- Hauteur assise

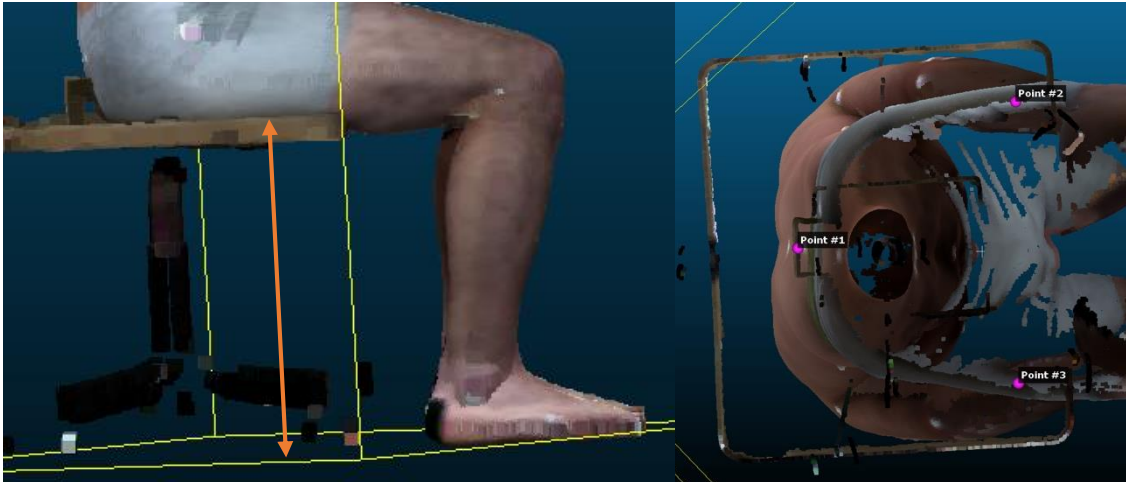


Figure 4.8: Hauteur de l'assise

- Hauteur Acromion assis

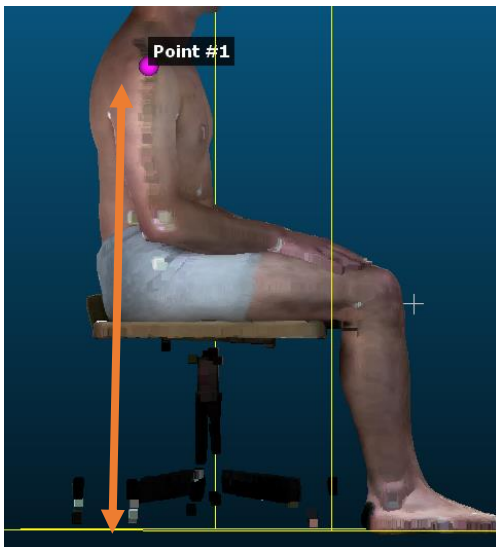


Figure 4.9: Hauteur de l'acromion en position assise

- Distance centre du poignet /acromion

Les repères sont identifiés dans les scans en position A.

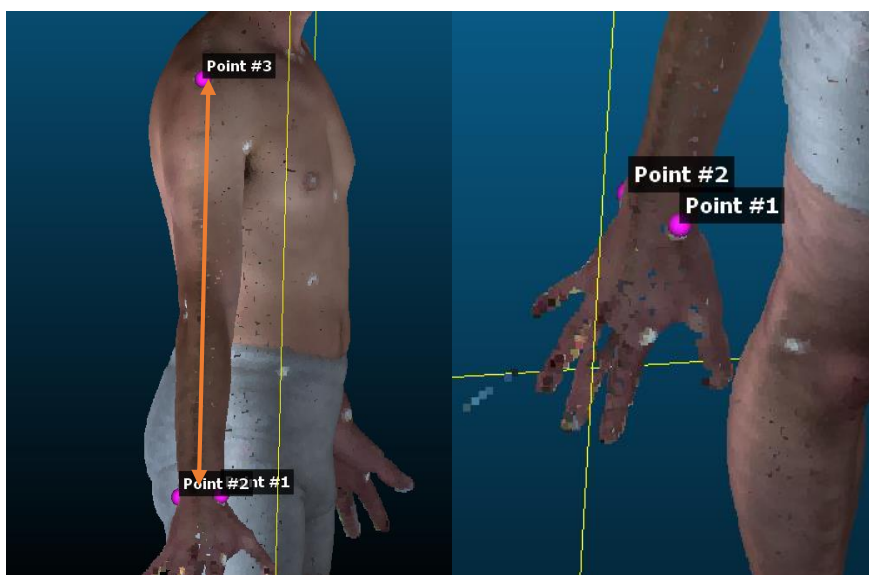


Figure 4.10: Distance centre du poignet-acromion

Distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras

Les repères sont identifiés dans les scans en position A.

Distance entre le centre de préhension et l'arrière du coude.

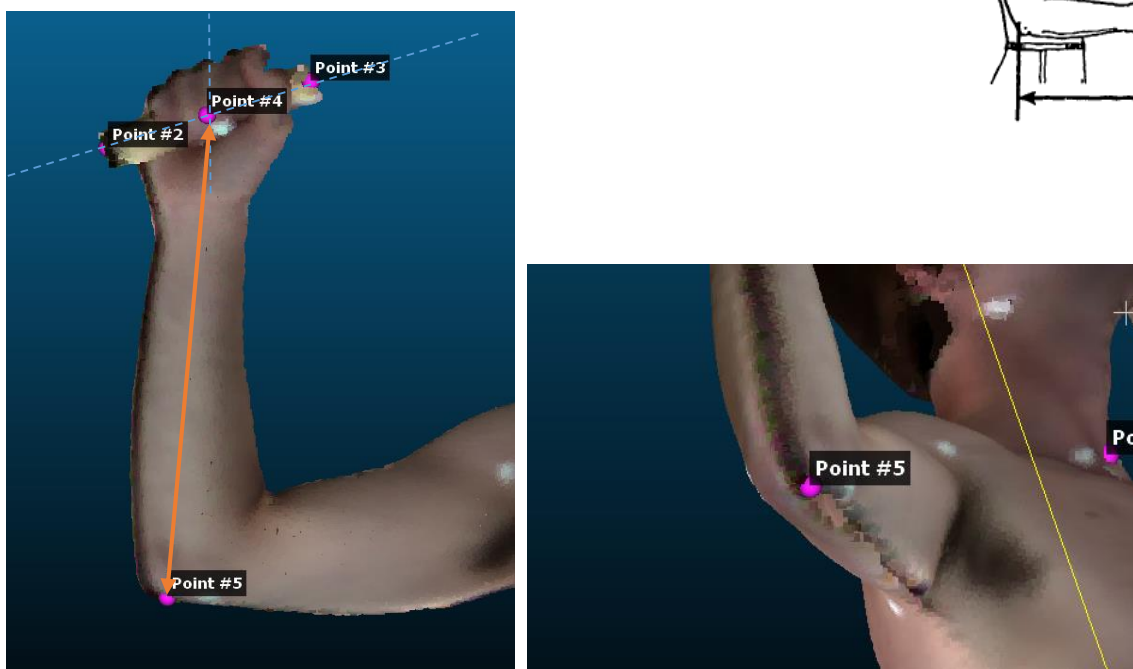


Figure 4.11: Distance fonctionnelle de prise de l'avant-bras

Distance fesse-genou

Distance entre le point le plus avancé du genou en position assise et le point le plus reculé des fesses ou bas du dos.

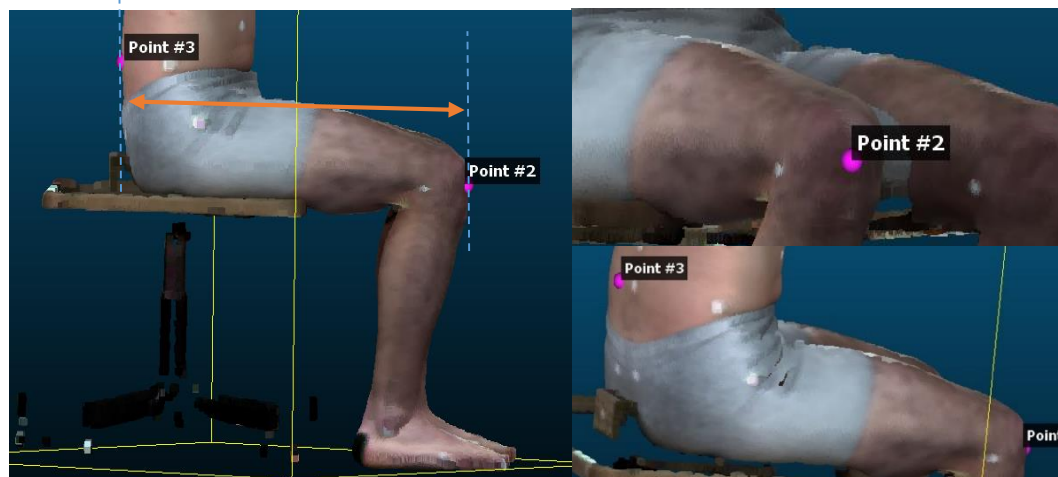
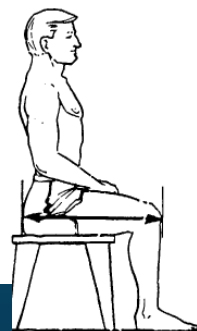


Figure 4.12: Distance fesses-genou

Hauteur de l'entrejambe

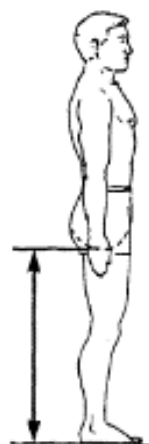
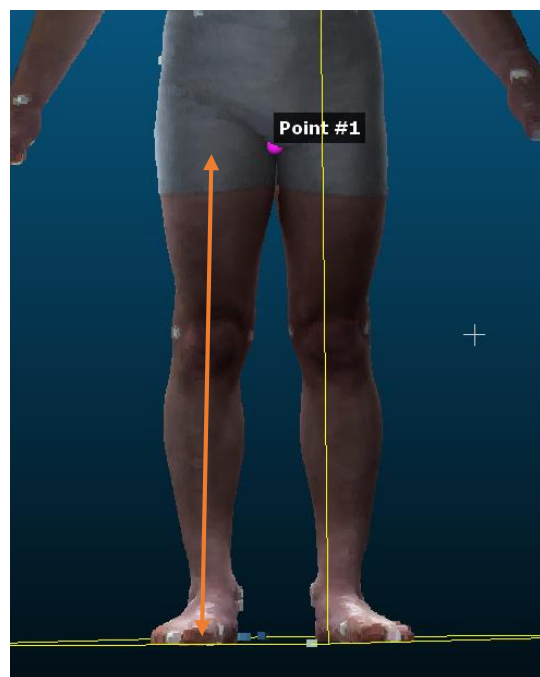


Figure 4.13: Hauteur de l'entrejambe